



Social Science Research Methodology Series

社会科学研究方法丛书

多层
线性

模型应用

张雷 雷雳 郭伯良 著

Applied
Multilevel
Data Analysis

Lei Chang, Li Lei, Boliang Guo

教育科学出版社

Educational Science Publishing House

多层线性模型应用

Applied Multilevel Data Analysis

多层线性分析方法是国际上较前沿的一套社会科学数据分析的理论和方法。本书是我国第一本系统介绍高级社会统计方法——多层线性模型及其应用的书，它的出版填补了国内这一研究领域的空白。作者在撰写时结合个人的科研实践，对多层线性分析方法进行了演示和说明。该方法可以帮助社会科学研究者以及教育科研工作者更加科学地分析数据，进一步提高科研水平。

在内容编排上，本书用具体实验资料演示多层线性模型方法的应用，具体内容包括多层线性分析模型的基本原理、HLM软件的一般操作步骤和几个实例分析。书中采用图文并茂的编排格式，可使读者通过其演示过程较快地掌握多层模型分析技术的基本理论及具体应用。本书可为政府部门、科研机构、大专院校从事科研数据分析和教学工作的人员，以及统计、经济、社会学、管理、卫生、人口、教育、心理等专业的大学生、研究生及其他社会科学领域的研究者使用。

ISBN 7-5041-2414-1



9 787504 124142 >



责任编辑/鲁民

ISBN 7-5041-2414-1/G · 2391

定价：26.00 元（含光盘一张）

张雷 雷雳 郭伯良 著

Applied Multilevel Data Analysis

多层线性 模型应用

教育科学出版社

· 北 京 ·

策划编辑 韦 禾
责任编辑 鲁 民
责任印制 滕景云
责任校对 何清萍

图书在版编目 (CIP) 数据

多层线性模型应用 / 张雷, 雷雳, 郭伯良著. —北京:
教育科学出版社, 2003.1

(社会科学研究方法丛书 / 张雷, 侯杰泰主编)

ISBN 7-5041-2414-1

I. 多... II. ①张...②雷...③郭... III. 线性模
型 IV. 0212

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2002) 第 088813 号

出版发行 教育科学出版社

社 址 北京·北三环中路 46 号

邮 编 100088

电 话 62003339

传 真 62013803

网 址 www.esph.com.cn

经 销 各地新华书店

印 刷 保定市印刷厂

开 本 787 毫米×960 毫米 1/16

印 张 13.25

版 次 2003 年 1 月第 1 版

字 数 244 千

印 次 2003 年 1 月第 1 次印刷

定 价 26.00 元 (含光盘一张)

印 数 00 001-5 000 册

(如有印装质量问题, 请与本社发行部联系调换)

作者简介



张雷，1988年和1991年先后在美国南加州大学获得硕士和博士学位，主要研究方向为心理统计、心理测验、发展心理等。曾先后执教于美国南加州大学教育心理系、中佛罗里达大学教育学院，现为香港中文大学教育心理系教授。



雷雳，先后在北京师范大学获学士学位、硕士学位、博士学位。香港中文大学博士后。现任首都师范大学教授，同时兼任中国心理学会发展心理学专业委员会委员、学校心理学专业委员会委员、北京市心理学会理事。曾主持多项研究课题，发表论文30余篇。研究兴趣是“个性与社会性发展”。



郭伯良，1996年毕业于湖南医科大学医学心理研究中心，获硕士学位，就职于中央教育科学研究所。曾在英国伦敦大学学习多水平模型分析技术，现为香港中文大学教育心理系博士研究生，专业方向为心理测验、心理统计等。

总序

对现代科学尤其是社会科学而言，研究方法的发展在很大程度上能够起到推动整个学科发展的作用，研究方法的落后必然会限制学科的发展。在我国现阶段，同学科专业的建设及发展相比，社会科学研究方法的建设和普及却显得相对薄弱，很多学科的研究方法，尤其是量化方法，还远远落后于世界先进水平，这无形中妨碍了有关学科专业的进一步发展。

社会科学研究方法的落后，首先表现在缺乏一大批热心于研究方法的学者，多数优秀学者往往致力于专业研究，而较少顾及到研究方法的研究。其次表现为此领域相关书籍的匮乏，特别是介绍、讲解现代研究方法的专著不仅数量有限，而且内容陈旧，更没有一套可以系统介绍社会科学研究方法的教材，很多学科苦于找不到合适的方法课用书。而在先进国家，每一种主要的统计分析方法在每一学科中都可找到多种专著及更多的普及读物，以供学者、学生选用。针对这样的情况，我们决定编辑这套社会科学研究方法丛书。

在我国学科建设飞速发展的 20 年里，社会科学研究方法

II

在西方也经历了一场空前的革命,20世纪70年代EM(Expectation Maximization)算法的出现和计算机技术的发展,带来了新一代的统计和测量理论及方法。传统的回归及方差分析和经典测量理论,虽然仍广泛应用,但已不再是主要的、更不是惟一的研究方法系统,也无法应付由新一代研究方法带动下的学科专业发展。

新一代统计分析方法最突出的发展是结构方程的发展和应用。到了80年代,结构方程这套新的数据分析系统已经成熟,目前正为广大社会科学研究人员所接受,并成为各类社会科学学科研究生的必修课。结构方程的路径分析思想拓展了社会科学研究的思路,很多学科的专业课题已由过去的只研究单变量转变成研究多变量,由分析主效应到同时分析交互效应,由对单指标和直接观测变量进行研究到对多指标和潜变量进行研究。与此同时,结构方程的技术日趋专业化、深入化和复杂化,不少学者以此为研究专业,并且也有专门的学术期刊专注于结构方程及其相关技术的发展和运用。

统计分析方法的另一大突破性发展是多层分析的理论和方法。多层和嵌套分析的思想由来已久,但直到20世纪90年代才发展成一套完整而系统的理论和方法,并逐渐推广和为研究人员所接受。多层分析技术系统地解决了困扰社会科学半个多世纪的生态谬误(Ecological Fallacy)问题。在教育、管理、经济以及社会学、心理学等领域的研究中,取样往往呈嵌套结构,例如学生嵌套于学校,学校又嵌套于社区,这种嵌套型的样本用传统的OLS回归方法分析会导致估计误差。多层分析方法不仅可以减少这种统计误差,而且可以避免由人为选择分析单位而可能出现的错误。在多层分析中各层样本均可作为分析单位,而且还可以研究他们之间的交互作用,从而拓宽了各专业的研究范围,深化了各专业的研究思路。目前多层分析方法日趋成熟,并在新一代统计分析方法中处于前沿位置。

新一代统计方法的发展还体现在对追踪数据和发展模型的处理上。这一进展的主要特点是借助和延伸已有的方法,建构一套处理重复数据的具体步骤。目前最为广泛接受的是基于结构方程的追踪数据分析方法和基于多层分析技术的发展模型方法。这些方法通过对结构方程与多层分析的巧妙应用,而各自形成了一套独立的系统。

此外,在上述统计方法系统发展的同时,很多专门的数据处理技术也迅速

改进。分析类别变量 (categorical variable) 的方法就是其中一个例子。传统的统计方法多建立在对连续变量进行分析的基础上, 而对建立在分类资料基础上的社会科学问题则不能很好地加以解决, 分析类别变量的方法则解决了这一难题。另一个困扰研究者的统计问题是如何对缺失值 (missing value) 进行处理, 新一代的基于 bootstrap 等的方法则能更有效、更完整地对缺失值进行处理。

随着新一代统计分析理论及方法的发展、推广与应用, 测量方法也有了质的飞跃。与自然科学相比, 社会科学的主要难题在于难以直接、精确地对人类行为加以测量, 而要依靠测量理论对其进行推断。然而, 传统的经典测量理论不能同时对项目难度和考生能力进行估计, 无法应付大规模自适应考试的要求。随着计算机技术的发展, 经典测量理论在教育 and 心理测量领域的应用逐渐让位于项目反应理论 (item response theory, IRT)。美国和欧洲的著名测量机构均把 IRT 应用于设计、测试集成、测试校准、建构测试题库以及其他的测验发展过程。计算机自适应测验 (computer adaptive test) 的普遍应用更是 IRT 在测量应用方面的一大贡献。

另一个新一代的测量理论和方法是概化理论, 概化理论最近的发展是同人们对考试认识的改变分不开的。越来越多的学者和教育工作者对标准化、多重选择类的考试方法提出了质疑, 表现性评价 (performance assessment) 的思想则逐渐生根。然而, 随之出现的问题是由这种直接操作的测试方法所产生的多种误差无法用传统测量理论来解决, 于是概化理论在这种新环境中的作用逐渐被人所认识并得到发展。此外, 人力资源测评、管理咨询等也推动了概化理论的发展和应用。

这套丛书将对上面提到的新一代数据分析和测量评估的理论及方法陆续进行介绍, 旨在推动我国社会科学研究方法的发展, 改变该领域发展滞后的现状。每一本专著的作者都是该领域颇有建树的专家, 在写作风格上既强调数理及专业技术方面的严谨性, 也兼顾语言和介绍方式上的通俗化, 从而适合具有不同数学背景读者的需要。丛书的另一个特点是对方法应用性的强调, 旨在满足大多数社会科学专业研究人员对应用研究方法的需要。为了加强其应用性, 丛书要求作者从实际操作入手, 以具体研究为例, 准确清楚地介绍各研究方法的操作步骤。丛书的第三个特点是重点突出, 一般只抓住某一方法和理论的中心, 尽量不涉及偏难及纯技术的, 尤其是在理论上尚有争议或技术上不成熟的问题,

IV

从而使初学者能够掌握到要领而又不致过于肤浅，或者感到信息量太大而难于接受、消化。最后，这套丛书的内容均是作者结合自己的研究实践亲笔撰写而就，并非翻译、编纂之举。

这套丛书可以作为教育、心理以及其他社会科学学科的研究生和部分本科生的教材，也可以作为从事社会科学研究的人员的参考书、工具书。我们希望这套丛书的出版能起到抛砖引玉的作用，唤起更多热心于方法研究的学者多出书、出好书，多参与我国社会科学研究方法和理论的建设工作，把我国的社会科学研究方法推向一个新起点。

张 雷 侯杰泰

2002 年 12 月于香港

序

在社会科学研究进行取样时，样本往往来自不同的层级和单位，由此得到的数据带来了很多有趣的跨级（多层）现象，本书将介绍一种新的数据分析方法——多层模型分析技术，来解决研究中的这一跨级推断问题。开创及发展这一方法的主要贡献者之一，英国伦敦大学的 Harvey Goldstein 教授及研究者把这种统计方法称做“多层分析”（Multilevel Analysis）。该方法的另一主要开拓者，美国密歇根大学的 Stephen Raudenbush 教授和同行把它叫做“分层线性模型结构”（Hierarchical liner modeling）。本书中我们称其为“多层线性模型”或“多层模型”，并以 Raudenbush 教授的理论 and 相应的统计分析软件为基础撰写此书。

本人曾多次到各地讲授多层分析方法，参加培训的学员们反映目前中国尚未有一本这方面的工具书，于是我就根据自己的教学和科研实践，将一些讲义整理成此书，因此本书既可做教材用，也可做统计分析的参考书、工具书用。

本书以自己做过的几个研究为例，以程式化的方法循序渐进地讲解如何应用多层模型分析技术来解决具体的研究问

II

题，书中部分内容将演示如何使用 HLM 软件。该软件的出版商——国际科技软件公司（Scientific Software International）——同意我随本书发送学生版的 HLM 软件，读者可从书后面附送的光盘里直接安装学生版本的 HLM 软件供学习、练习和处理简单的多层模型之用。该软件的学生版保留了其商业版的几乎所有功能，本书中的演示例题除第六、七章外都是用学生版的 HLM 软件做的，所用的数据也都保存在光盘里，读者可使用这些数据进行练习。需要使用正式版 HLM 软件的单位和个人请与该软件的出版公司联系，该公司的主页为 <http://www.ssicentral.com>。

本书以我写的教材及研究报告为基础，由我统筹计划，由郭伯良、雷雳整理并撰写成书。第一章、第二章选自我上课的讲义，第三章由雷雳和郭伯良以我的一个研究和 HLM 软件自带的数据为例演示使用 HLM 软件的具体过程，第四章和第五章由郭伯良以我从事过的两个研究项目为例，演示具体的多层模型分析过程，第六章演示如何使用该软件分析三层结构的数据，最后一章通过我的一个研究的分析过程演示如何使用多层分析技术对研究中的组效应和交互效应进行分析。本书以初学者为对象，对某些尚未应用的多层模型技术不作介绍。

在此，我首先对国际科技软件公司为本书提供学生版的 HLM 软件表示衷心的感谢。另外，在本书的出版过程中，教育科学出版社的韦禾、鲁民两位编辑为本书的出版付出了大量的时间和精力，对她们的辛勤劳动，我也表示由衷的谢意。本书稿写完之后，虽经反复校阅，书中或许还会存在一些错误和不当之处，希望得到读者和同行们的谅解。

目前在社会科学和教育研究领域里使用多层分析技术撰写的文章还不多，希望本书能为推动多层线性分析技术在国内的应用起到抛砖引玉的作用，唤起更多的社会科学及教育研究者在研究中应用多层分析技术。

张 雷

2002 年 3 月

于香港中文大学

目 录

序

第一章 引论	(1)
一、多层数据结构的普遍性	(1)
二、多层研究方法的历史回顾	(2)
三、多层模型的形成	(4)
四、多层模型的应用范围	(6)
五、本书内容安排	(7)
第二章 多层线性模型的应用原理	(11)
一、普通最小二乘回归	(11)
二、多层线性模型的基本形式	(12)
1. 零模型	(13)
2. 完整模型	(13)
3. 协方差分析模型	(15)
4. 随机效应回归模型	(16)

三、预测变量的定位	(17)
四、多层线性模型的统计估计	(17)
五、发展模型	(21)
六、三层模型	(24)

第三章 多层线性模型的应用程序

——HLM 软件包的初步应用	(28)
一、HLM 程序的输入文件、输出文件及 SSM 文件的创建	(28)
1. HLM2 的文件	(29)
2. HLM3 的文件	(30)
3. 创建 SSM 文件	(30)
4. 原始数据文件中的 ID 变量	(31)
二、HLM 程序建构的分层模型的基本类型	(32)
1. 二层线性模型 (HLM2)	(32)
2. 三层线性模型 (HLM3)	(32)
三、利用 SPSS 文件创建二层数据结构的 SSM 文件	(33)
四、利用 SPSS 文件创建三层数据结构的 SSM 文件	(43)

第四章 二层线性模型应用：组织模型

一、研究概述	(48)
1. 研究背景和问题的提出	(48)
2. 研究假设	(49)
3. 资料收集	(49)
4. 研究结果	(50)
二、不包括第二层预测变量的二层模型	(55)
1. 模型描述	(55)
2. 创建命令文件	(56)

3. 结果解释	(61)
三、包括第二层预测变量的二层模型	(75)
1. 模型描述	(75)
2. 创建命令文件	(76)
3. 结果解释	(81)
第五章 二层线性模型应用：发展模型	(90)
一、研究概述	(90)
1. 研究背景	(90)
2. 研究问题	(91)
3. 研究方法和资料收集	(92)
4. 研究结果	(93)
二、基本线性生长模型	(96)
1. 模型描述	(96)
2. 创建命令文件	(97)
3. 结果解释	(99)
三、带有第二层自变量的线性增长模型	(107)
1. 模型描述	(107)
2. 创建命令文件	(107)
3. 结果解释	(110)
四、跨级相关	(116)
五、参数的显著性检验和第一层单元的方差齐性检验	(117)
六、第二层自变量的探索性分析	(122)
第六章 三层线性模型的应用	(127)
一、无条件模型（零模型）	(128)
1. 模型描述	(128)
2. 创建命令文件	(129)
3. 结果解释	(132)

二、随机截距和斜率模型	(136)
1. 模型描述	(136)
2. 创建命令文件	(136)
3. 结果解释	(139)
三、具有固定及随机斜率的模型	(144)
1. 模型描述	(144)
2. 创建命令文件	(145)
3. 结果解释	(150)
第七章 用多层模型分析组效应和交互效应 ...	(155)
一、研究概述	(155)
1. 研究背景和问题的提出	(155)
2. 现有研究中潜在的班级效应	(156)
3. 社交环境模型	(157)
4. 性别的作用	(158)
5. 年级的作用	(159)
二、研究对象和测试方法	(160)
三、结果	(161)
1. 描述性统计结果	(161)
2. 第一层（学生水平）效应的分析	(163)
3. 第二层（班级水平）效应的分析	(164)
4. 性别的作用	(166)
5. 年级的作用	(167)
四、与本分析有关的模型建构	(169)
1. 不包括第二层自变量的多层分析模型	(169)
2. 各效应的原始方差	(171)
3. 包括第二层变量作用的模型	(177)
4. 探索年级作用的模型	(189)
参考文献	(196)

第一章

引 论

本书介绍一种用于多层嵌套结构数据的线性统计分析方法，这一方法的开创及发展的主要贡献者之一英国伦敦大学的 Harvey Goldstein 教授及其同事把这种统计方法称做“多层分析”(Multilevel Analysis)。这一方法的另一主要开拓者美国密歇根大学的 Stephen W. Raudenbush 教授和同行把它叫做“分层线性模型结构”(Hierarchical Liner Modeling)。在本书中，我们把它称为“多层线性模型”或“多层模型”。

一、多层数据结构的普遍性

在社会科学中，很多研究问题都体现为多水平的、多层的数据结构。其中最为典型的例子就是在教育研究中，学生镶嵌于班级，而班级又镶嵌于学校的现象，或者可以简单地把学生看成是镶嵌于学校。在此，学生代表了数据结构的第一层，而班级或者学校则代表了数据结构的第二层。如果数据是学生镶嵌于班级、且班级镶嵌于学校，那么就是三层的数据结构。对于第一层的学生数据，研究者可以提出一系列的研究问题。除此之外，也可以针对第二层的班级或学校又提出一系列的研究问题。传统的线性模型，比如，ANOVA 或回归分析，只能对涉及某一层数据的问题进行分析，而不能将涉及两层或多层数据的问题进行综合分析。在教育研究中，更为重要和令人感兴趣的正是关于学生层

的变量与班级或学校层变量之间的交互作用问题。比如,学生之间的个体差异在不同班级或学校之间可能是相同的、也可能是不同的。在学生数据层,不同变量之间的关系也可能因班级或学校的不同而不同。这些学生层的差异可以解释为班级或学校层的变量的函数。然而,牵扯到两层或三层数据结构的研究课题就不能用传统的统计方法来解决,多层模型提供了解决这些问题的统计方法。

相似的例子在组织心理学中也可以看到,这里研究者的兴趣常常在于组织与镶嵌于不同组织的雇员之间的关系。与前面类似,雇员层上的变量结果中的差异,或者变量之间的相关的差异,可以解释为组织层上的预测变量的函数。

其他的多层数据可见于在不同的地理政治区域进行的大规模的评价和调查。比如,对学生大学入学测验分数有影响的因素,在不同的地区可能会受到当地社会经济特征的影响而起不同的作用,因而考生间的差异以及考生层变量间相关的差异都可能受地区层的变量影响。

另一种类型的两层镶嵌数据来自纵向研究或重复测量研究。在发展心理学中,研究者可以在一段时间内对儿童或其他被试进行多次观察。不同时间的观测数据形成了数据结构的第一层,而被试之间的个体差异就形成了第二层。接下来,可以探索个体在其发展趋势或发展曲线上的差异。比如,为什么某些儿童获得某种能力或技能的速度比其他儿童快?发展趋势或结果上的差异是由个体变量造成的吗?在日记法的研究中,每一个个体的思想日记可能描绘了自己独特的发展趋势,这种差异可以由反映个体差异的变量来解释。

二、多层研究方法的历史回顾

组效应或者说背景效应问题,已经困惑了社会科学研究者大约半个世纪。社会科学研究的基本假设是,个体并不是生活在真空中的。个体的行为既受到其自身的个体特征的影响,也受到其生活于其中的环境的影响。研究者一直试图把个体效应与组效应或背景效应加以区分。例如,在教育中,学生的学业自我概念与其学业成绩有关(个体效应),也与其他学生的教育背景有关(组效应)。后者就是所谓的“大鱼小池塘”(big-fish-small-pond)效应。在组织研究中,合作意愿既受到雇员工作满意度和其他特征的影响,也受到工作小组的凝

聚力的影响。在消费者心理学中,个体的消费习惯既受到个体收入的影响,也受到个体所处阶层的消费水平和习惯的影响。

大约半个世纪以来,社会科学研究者一直致力于区分这两种效应。这一探索过程中首先提出的是聚合(aggregation)和分解(disaggregation)这两个概念。从根本上讲,研究者必须在个体效应和组效应之间作出选择。心理学家在关注个体效应时往往会忽视组效应或环境效应,结果在个体这一层数据上得到的相关系数可能是错误的,因为具有相似背景的同一组内的个体之间,比较该组外的个体而言,其相似性更高。另一个结果是,I类错误被放大,因为所观察到的效应既包含了个体效应,也包含了组效应。比如,当个体变量 X 和 Y 取样于自然存在的小组时(例如工厂、居民区、学校等),它们之间的相关反映的是两种东西。其一是个体水平的关系,其二是组间的协变异,也就是 X 的组间变异有多少受到 Y 的组间变异的影响,在这种情况下, X 与 Y 之间的简单相关就可能比较大。但是,一旦我们给方程加入一个与 X 或 Y 有关的组变量, X 与 Y 之间的相关可能会大大减小。其他的研究者,比如社会学家和某些教育研究者,可能会把数据集中起来,使其仅仅在第二层的组间发挥作用,其结果是丢失了重要的个体层数据信息。比如,如果组的特性与在个体层上所观察到的 X 和 Y 没有什么关系,那么集中后的 X 和 Y (X 和 Y 为各个小组的平均数)之间的相关就可能是零。遇到这种数据时,研究者可能会选择的另一种做法就是取消组的数据。

数据分析演化过程中的另一个标志就是所谓的“组内分析组间分析”(Within Analysis Between Analysis, WABA)。其逻辑原理很简单。当数据反映了两层的信息时,为什么我们仅仅着眼于一层?组内分析组间分析对相同的数据进行三次计算。一是在组内的个体层上进行,这被称做组内效应(within-group effect);二是通过平均或整合得出第二层的组间数据,在这一层的分析称为组间效应(between-group effect);最后,可以忽视作为组的特性而对所有数据进行概括总结,这被称做总体效应(total-effect)。在前面所举的例子中,当 X 和 Y 取样的个体都镶嵌于自然存在的组内时,组内相关(within-group correlation)就是要计算 X 和 Y 在每一个组内的相关,然后求出它们的平均值。要做到这一点,另外一种方法就是计算每一个个体的离差分数(相对于组平均数的离差),然后计算离差分数之间的相关。组间相关(between-

group correlation) 是用组平均值求相关, 但这种计算要求组的规模大小相同 (否则, 要得到精确的结果就应该进行加权处理)。总体相关则为在个体样本上求相关, 即完全忽略组的存在。接着这三个相关系数可以转化为 Fisher z 分数, 进而能够进行显著性检验, 以比较它们之间的差异。另一个统计量是跨级相关 (intra-class correlation), 代表组间方差的比例。很长时间以来, 跨级相关都被当做总结多层数据的最终统计量。然而, 正如我们知道的, 它反映了组内方差和组间方差的比例, 但是并没有对这些方差进行解释。一个更为重要和令人感兴趣的问题是, 为什么组内相关在不同的组之间是不同的?

三、多层模型的形成

多层线性模型回答了这一问题以及其他的有关问题, 更为重要的是, 多层线性模型提供了回答这些问题的正确的统计方法。

我们知道传统线性模型的基本假设是线性、正态、方差齐性及独立, 后两条的假设在镶嵌型的取样中往往不能成立, 同组内的个体比不同组的个体之间更加接近或者相似。这样, 不同组的抽样可能是独立的, 但是同组内的抽样在很多变量上可能取值相似。这其中的某些变量我们可能不会去观测, 随机消融在线性模型的误差中了, 形成了干扰项, 影响组间相关。这一理念可以用方差成分模型 (variance component models) 来归纳。干扰项有一个小组成分以及一个个体成分。个体成分都是独立的; 组成分在不同组之间是独立的, 但是在组内是高相关的。当然, 某些组也可能比其他组之间同质性高一些, 也就是说组成分之间的方差也可能是不同的。

从稍有不同的角度来看, 我们可以假设每一组都有一个不同的回归模型, 在简单回归模型中有其自身的截距和斜率。因为不同的组也是抽样而得的, 所以我们能够假设所有的截距和斜率都是总体组截距和斜率的抽样。这就是随机系数回归模型 (random-coefficient regression models)。如果我们只就截距提出这一模型, 并且让所有的斜率都相同, 那便是协方差模型 (Analysis of covariance)。如果所有的斜率也随机变化, 那就是更复杂的一些模型, 其干扰项的协方差有赖于个体水平预测变量的值。

通过多层线性模型来对数据进行分析的思路已经出现了很长时间。在 1990

年代多层线性模型诞生之前的一段时间内,研究者通常是在个体层上进行回归分析。他们把回归系数保存下来,并把这些统计量与在第二层所观察到的变量混合在一起来进行另一个回归分析。例如学生的学习动机(Y_i)受其学业成绩(X_i)的影响,但这种影响的程度因每个班教师教学水平(W_j)的不同而不同。由于学生是嵌套于班级的,所以不能直接将 X_i 和 W_j 都作为自变量来预测因变量 Y_i ,而应该用两层线性模型来处理。其中, W_j 对 Y_i 的作用是通过影响 X_i 对 Y_i 回归方程中的截距和斜率的方法来实现的。就 X_i 和 Y_i 间的关系来说,每个班都有自己的回归方程 $Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}X_{ij} + r_{ij}$,其中 i 是每个班级内的学生编号, j 是班级编号。在每个班级内做同样的回归后,再分别以每个班级的回归估计出来的 β_{0j} 和 β_{1j} 做因变量,以班级变量 W_j 做自变量进行第二次回归,即再建立两个新的回归方程。通过这样的处理,就可以探求教师的水平、学生的学业成绩对学生学习动机的影响。这种两阶段的方法有时被称做“回归的回归”(regression of regression),这基本上就是多层线性模型的运算原理,并且有些人也仍然喜欢把多层线性模型叫做“回归的回归”。

多层线性模型的参数估计方法尽管与进行两次回归的方法在概念上是相似的,但是它们的统计估计和验证方法是不同的,并且多层线性模型的方法更为稳定。大多数线性分析(比如,线性回归和ANOVA)依靠的是普通最小二乘估计(ordinary least squares estimation, OLS)。多层线性模型所使用的是收缩估计(shrinkage estimation),它比使用OLS进行“回归的回归”更为稳定或精确。这是因为,当某些第二层的单位只有少量的个体样本时,比如某些工作小组只有几个工人,而其他的小组则有很多工人时,以小样本为基础的回归估计是不稳定的。这种情况下,多层线性模型用两个估计的加权综合作为最后的估计。其一是来自每一个工作小组的OLS估计,另一个是第二层或小组间数据的加权最小二乘(weighted least squares, WLS)估计。最后的估计是以工作小组的样本大小进行加权的,以上这两个估计中,样本规模较小者更为依赖第二层的WLS估计,而样本规模较大者则更为依赖第一层的OLS估计。这就是多层线性模型参数估计的概念。

传统统计方法不能解决的另一个有关问题是,在样本规模不相等时(比如,不同的学校有不同数量的学生),无法对方差和协方差成分进行估计。在这种不平衡的设计中,协方差成分的估计是通过迭代过程(iterative process)来完成

的,而迭代过程要求更为复杂的估计,比如极大似然估计(maximum likelihood estimation),以及EM(Expectation Maximization)算法等。这些估计和计算方法为很多的现代统计技术(比如,结构方程和多层线性模型)作出了贡献。鉴于本书的目的,我们就不再讨论这些计算方法了。

四、多层模型的应用范围

如上所述,多层数据结构是比较普遍的。综合起来看,运用多层模型对多层结构数据进行分析的研究主要表现在以下五个领域。

首先,多层模型可以广泛用于组织和管理研究。比如,研究者可能会调查工厂的特征(如决策权的集中性)对工人生产效率的影响。在这种背景下,工人和工厂是两个镶嵌的数据层,作为个体的工人隶属于工厂,研究者对这两层内的变量都会进行测量。再比如,研究者可能会调查学校里的班级特征(如班级气氛)对学生亲社会行为或攻击行为的影响。这样,学生和班级构成两个数据层,即个体的学生隶属于班级。此外,多层取样也常见于人口普查及跨文化或跨地区的研究中。研究者可能要考察国家经济发展差异与成年人受教育水平之间的交互作用如何影响生殖率,这种研究组合了不同的国家水平上的经济指标与家庭水平上的教育及生殖率信息。家庭和国家都是研究中的层面,而家庭是隶属于国家的,构成了多层或两层数据结构。

第二是用于对个体进行追踪、多次观测的发展研究中。重复测量包含的是关于每一个体成长轨迹的信息。心理学家对个人的特征如何影响这些成长轨迹尤其感兴趣。比如,研究儿童在家中接触语言的差异对其词汇掌握及阅读发展趋势的影响,一直受到心理语言研究者的重视。在这里,词汇和阅读的发展趋势要通过对每个孩子多次的追踪观测来确定,这些追踪数据构成了第一层数据,孩子间在阅读发展趋势及其他变量上的差异构成了第二层数据。如果每个人都在相同的时间点得以相同次数的观测,传统上这一设计被视为个人与场合的交互作用。但是,如果观测时间点的数量与跨度对每个人都不同,那么就只可以把追踪观察看成是隶属于个人的多层结构,用多层模型处理。

第三种多层模型的应用可以视为第一和第二类的综合,在教育研究中广为适用。比如,对学生学业进展的研究应着眼于学生与教师围绕特定课程内容的

交互作用,研究的问题有三个方面:(1)学生在完成学年(或者一段时间)的课程后的个体成长;(2)个人特征及个体的教育经历对其学习进展的影响;(3)班级组织及老师特定的行为和特征又如何影响前两者和它们之间的相关。相应地,这一数据有三个层面,第一层是随时间而进行的重复观测,隶属于构成第二层的个体或学生,学生又隶属于构成第三个层面的班级、老师或学校。

除了上述三种之外,多层模型还可以用来做文献综述,即对众多研究的成果进行定量综合。研究者可能想弄清楚在不同研究中进行的处理、研究方法、被试特征和背景上的差异与效应之间的关系。在此,被试是隶属于研究的。尽管元分析(meta-analysis)研究技术的发展使其工作的开展可以撇开多层线性模型,但是这种模型实际上可以提供给这些研究活动以极具普遍性的统计框架,这是第四种应用。

多层模型的第五种或最后一种应用是通过利用多层的数据来回答单层数据的问题,这种方法充分利用了多层模型较为高级的统计估计方法来改善单层回归的估计和分析。比如,如果学生是镶嵌于学校而非从总体随机取样,普遍用的普通最小二乘回归将违反其很多有关残差的假设,如下章即将介绍的那样,多层模型更适合这类数据的分析。另外,在多层镶嵌数据中,某些第二层单位在第一层的取样甚少,单靠自己的取样,不可能进行任何统计分析。在这种情况下,运用多层模型,可以借助其他二层单位和二层预测变量,对取样甚少的一层单位进行回归分析。比如,研究者可能对弱智儿童的学业发展感兴趣,并假设两套理论解释其发展。一个假设是基于个体层上的预测变量的探讨,另一个假设是基于第二层的有关学校环境的预测变量的研究。如果有些学校只有很少几个弱智儿童,就无法用简单回归方法对第一层的有关假设进行检验。而多层模型则可同时对双层假设进行检验,即便只有几个弱智儿童的学校也可以借助其他学校的数据求得一层和二层的回归估计。

五、本书内容安排

本书针对那些在研究中使用多层模型的普通使用者而著。基于实用的目的,书中没有包括有关多层模型参数估计的统计运算内容,例如极大似然估计(Maximum Likelihood Estimation)、限制性极大似然估计(Restricted Maxi-

imum Likelihood Estimation) 和 EM 算法 (Expectation Maximization Algorithm) 等, 而只是在第二章对多层统计估计的概念作一个简单介绍。有关数理及统计运算知识与多层模型的具体使用没有太大关系, 普通研究者完全没有必要在这些复杂的统计运算方法方面花费太多的时间和精力, 当然, 有兴趣的读者可以查阅、参考有关高级统计方面的资料获得这些知识。另外, 一些不常用的多层模型也不在本书涉及的范围之内, 这些内容包括处理分类数据的多层广义线性模型 (Hierarchical Generalized Linear Model)、用于多元重复测量设计的多层多元线性模型 (Hierarchical Multivariate Linear Model) 等, 希望深入学习的读者可以参阅其他资料。以实用为目的, 本书第二章到第七章将结合具体事例由浅入深地讲解多层模型的一些基本用法。

本书的第二章讲解多层线性模型的一些基本统计概念和基本的多层线性模型, 这包括了所有公用的基本模型; 该章也讲解发展模型及如何用多层模型对追踪研究数据和生长发育数据进行分析, 所有这些二层结构的模型。对于三层结构的数据模型也作了一个简要介绍, 并且还讲解一些多层模型的基本统计运算概念和过程, 以帮助使用者加快对多层模型的理解和使用多层模型分析软件。

本书的第三章介绍一个用于多层分析的统计软件包, HLM 软件, 该软件由 Scientific Software International 公司出品。经本书作者与该公司协商, 该公司答应授权作者随本书提供 HLM 软件的学生版本, 读者可直接从书后面附赠的光盘里直接安装学生版的 HLM 软件。当然, 学生版本的 HLM 软件在功能上不比正式版本的软件, 不能建构比较复杂的多层分析模型, 读者如果需要用该软件进行比较复杂的模型运算, 请使用正式版本的软件。同时该软件是不断更新的, 请读者注意软件版本的更新, 及时更新自己正在使用的软件。作为学习和简单的多层分析模型的建构, 学生版本的 HLM 已经可以帮助读者达此目的。该章结合 HLM 软件自带的数据库讲解如何利用 SPSS 数据建立 HLM 软件所需要的各种文件。通过对一个二层结构研究数据的初步处理, 详细地演示如何定义不同层的变量、如何建立不同层的数据文件、缺失值的处理及注意事项、如何保存 HLM 命令文件等。

第四、五、六章分别以实例演示多层模型最为普遍的用法, 其中第四章结合本书第一作者的教育研究实例演示如何用多层分析模型构建一个二层模型,

研究的问题为学生的哪些特征影响老师对学生的喜欢和学生之间的互相喜欢关系。对第一层问题的研究要在第二层（班级）变量的背景下进行，班级的文化氛围和习惯（包括合作精神、秩序和纪律）、一些学生特征的平均值、老师对学生的热情和班级管理等方面的行为特征、老师对班级文化氛围的感知、对攻击和退缩行为的态度等，都可能影响到学生层面上的变量结果和相关。通过这一章内容的学习，不同研究者可以根据自己的研究对象界定第一层变量和第二层变量，建构适合自己研究目的的二层分析模型。

第五章结合学生的语音意识发展问题讲解如何对追踪研究的数据构建多层模型，这个例子也来自本书第一作者的研究。该研究在两年时间内对 127 个幼儿园儿童追踪观察测量了 3 到 5 次，要建构一个该时间段内儿童语音意识发展变化的线性生长模型。第一层的线性生长情况随儿童不同而不同，通过对第二层上的儿童个体变量进行建模，研究追踪开始和结束阶段的儿童语音意识发展水平的变异以及线性生长斜率的变异，第二层的儿童变量包括言语和非言语智商、字母命名分数、发音能力和言语知觉等。读者可按照例题所提供的框架对自己的追踪研究资料建构相应的多层模型。本章还结合例子讲解如何计算跨级相关、如何对有关参数进行检验等。

第六章采用一个假想的教育研究例子讲解如何构建三层数据分析模型。所用的数据为 80 所学校的 16000 名儿童的 96000 个观察记录。数据的收集活动开始于一年级，之后每年跟踪观察一次，直到六年级，建构的分析模型包括无条件模型、随机截距和斜率模型以及具有固定和随机斜率的模型等。通过本章的演示，读者可以掌握如何建构普通的三层分析模型和如何对有关结果进行解释等。

最后，作者通过自己进行过的一个研究详细地演示如何把多层分析技术应用具体的科研实践，如何建构比较复杂的多层分析模型，如何探讨第二层变量对第一层变量关系的影响，例如社交行为的班级常模对该行为被同伴接受性的影响，社交行为的性别常模差异对该行为被同伴接受性性别差异的影响等。通过本章演示，读者可对使用多层分析技术处理实际研究问题会有一个基本的了解。

后面几章内容主要结合具体研究演示如何使用 HLM 软件和分析计算结果，在内容安排上，一般先介绍研究内容和结果分析，让读者熟悉所要讲解的研究

背景知识，然后结合多层分析理论讲解如何建立多层分析模型，并逐步演示用 HLM 软件建构相应模型的整个过程，最后演示对输出结果进行的分析，读者可以参照第四章和第五章开始部分对研究背景的介绍，了解如何整理多层模型分析的结果，如何在研究报告中呈现多层模型的分析结果。

第二章

多层线性模型的应用原理

在本章中，我们将介绍多层线性模型的基本模型及其参数的意义。统计模型及其参数可以与我们的研究问题及其中的变量进行直接匹配，这样，对统计模型的理解就会帮助我们分析自己的研究问题，对其建构相应的模型。然而，统计参数并不是可以直接观测到的，而必须是从样本统计量中估计得到的。对参数的估计通常远比统计模型的概念建构要复杂得多。幸运的是，用以进行简单函数计算的估计方法在大多数情况下与对某个统计模型的理解并没有直接关系。这样，为了便于理解，我们先不追究这些统计估计，而只是在本章的最后部分简单介绍一下收缩估计（shrinkage estimates）。本章的大部分内容我们都用来讨论统计参数，而不是讨论对这些参数的估计。

一、普通最小二乘回归

普通最小二乘（ordinary least square, OLS）回归的方程如下：

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + r_i \quad (1)$$

其中 β_0 是截距，或者说是当 X 等于 0 时的 Y 值；

β_1 是线性回归系数，或者说是随 X 的单位变化而引起的 Y 的变化；

r_i 是残差，它被假设为独立的、正态的、方差恒定的 ($\text{Var}(r_i) = \sigma^2$)、

与预测变量无相关的。

这一关于残差的假设意味着 Y 是从某个总体中随机取样的。但是，在对 Y 进行取样时，如果个体是属于自然存在的第二层单位，比如学生是镶嵌于班级或者学校，并且某些班级或者学校的变量被认为会对 Y 产生影响，那么残差就不能满足上述这些假设。在这种情况下，多层线性模型才是正确的统计模型，以下说明原因。

二、多层线性模型的基本形式

多层线性模型的基本形式包括三个公式：

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}X_{ij} + r_{ij} \quad (2)$$

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \mu_{0j} \quad (3)$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + \mu_{1j} \quad (4)$$

在上面的这些方程中，下标 j 代表的是第一层的个体（比如，学生）所隶属的第二层的单位，比如，某学校或者班级；

γ_{00} 和 γ_{10} 分别是 β_{0j} 和 β_{1j} 的平均值，并且它们在第二层的单位之间是恒定的，它们是 β_{0j} 和 β_{1j} 的固定成分；

μ_{0j} 和 μ_{1j} 分别是 β_{0j} 和 β_{1j} 的随机成分，它们代表第二层单位之间的变异。

方差和协方差表述如下：

$$\text{Var}(\mu_{0j}) = \tau_{00} \quad (5)$$

$$\text{Var}(\mu_{1j}) = \tau_{11} \quad (6)$$

$$\text{Cov}(\mu_{0j}, \mu_{1j}) = \tau_{01} \quad (7)$$

用 (3) 和 (4) 替换 (2) 及相应项，就会得到：

$$Y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{10}X_{ij} + \mu_{0j} + \mu_{1j}X_{ij} + r_{ij} \quad (8)$$

在方程 (8) 中， $(\mu_{0j} + \mu_{1j}X_{ij} + r_{ij})$ 是残差项。因为每一个第二层单位内的所有个体都有相同的 μ_{0j} 和 μ_{1j} ，所以在相同的第二层单位内的个体之间的相

似性，就比第二层不同单位内的个体之间的相似性高，这就是相关残差的来源。由于 μ_{0j} 和 μ_{1j} 值的不同，来自第二层不同单位的残差就可能有不同的方差。 X_{ij} 也包含在残差中。这样，误差项之间就是相关的，方差不等的，与 X_{ij} 有相关的。当然，如果不存在组或第二层单位间的差异， μ_{0j} 和 μ_{1j} 等于 0，方程 (8) 就会简化为方程 (1) 中的简单的 OLS 回归。实际上，当数据具有镶嵌结构时，必然存在第二层单位间的方差，那么多层线性模型而非 OLS 回归才是正确的模型。

多层线性模型不仅正确地从第一层的残差 (r_{ij}) 中分解出 μ_{0j} 和 μ_{1j} ，并且满足了 OLS 回归关于残差的假设；多层线性模型可以就有关第二层的变量以及第一层和第二层变量之间的相关提出一系列研究问题。下面我们就来看一些多层线性模型的基本类型。

1. 零模型

有时研究者只是感兴趣于把方程分解为由个体差异造成的部分和由组差异造成的部分。在这种情况下，使用在第一层和第二层都没有预测变量的零模型 (The Null Model) 就够了，即方差成分分析 (Variance Component Analysis)。

第一层：

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + r_{ij} \quad (9)$$

$$\text{在此, } \text{Var}(r_i) = \sigma^2 \quad (10)$$

第二层：

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \mu_{0j} \quad (11)$$

$$\text{在此, } \text{Var}(\mu_{0j}) = \tau_{00} \quad (12)$$

要确定 Y 中的总体变异有多大比例是由于第二层的或者组的差异造成的，就要计算一个跨级相关 (intra-class correlation)：

$$\rho = \tau_{00} / (\tau_{00} + \sigma^2) \quad (13)$$

2. 完整模型

最有意思的模型既包含了第一层的预测变量，也包含了第二层的预测变量，

这样就可以通过理论建构来说明或解释 Y 的总体变异是怎样受第一层和第二层的因素影响的。这就是完整模型 (The Full Model)。比如, 某些社会行为既受到学生特征 (第一层的因素) 的影响, 又受到学校或者教师 (第二层的因素) 的影响。

最简单的完整模型是只有一个第一层的预测变量和一个第二层预测变量的模型。下面所示就是使用这种模型表述的多层线性模型的概念。

第一层:

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}X_{1ij} + r_{ij} \quad (14)$$

第二层:

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01}W_{1j} + \mu_{0j} \quad (15)$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11}W_{1j} + \mu_{1j} \quad (16)$$

在第一层的方程中, 下标“0”代表截距, 下标“1”代表与第一个第一层的预测变量 X_1 有关的回归系数。如果有更多的第一层的预测变量, 比如 X_{2ij} 和 X_{3ij} , 那么就会有 β_{2j} 和 β_{3j} 。

在第二层的方程中, 第一个下标代表 β_{0j} 是与第二层的单位 j 相关的第一层的截距。通过对预测变量的定位 (centering; 有的统计书翻译为‘中心化’, 后面进一步讨论), 第一层的截距就能够解释为第 j 个第二层单位的平均数。上述方程中各个参数的含义如下:

γ_{00} 是第二层的方程 (15) 的截距, 它也能被解释为所有第二层单位的总体平均数;

γ_{01} 是第二层的方程 (15) 的回归斜率;

W_{1j} 是第二层的预测变量, 当然模型中也可以有多个第二层的预测变量;

μ_{0j} 是第二层的方程 (15) 的残差或随机项;

β_{1j} 是与第二层的单位 j 有关的第一层的斜率;

γ_{10} 是方程 (16) 的截距, 它也能够解释为所有第二层的单位在第一层的斜率的总体平均数;

γ_{11} 是方程 (16) 的回归斜率;

W_{1j} 是第二层的预测变量, 同样也可以有多个第二层的预测变量, 同时,

方程 (15) 和方程 (16) 中所使用的第二层的预测变量不一定要相同的;

μ_{1j} 是第二层方程 (16) 的残差或随机项。

在第二层的方程中, 第一个下标代表第一层参数的类型。比如, 在方程 (15) 中的 γ_{00} , 第一个下标 “0” 代表第一层的参数类型是截距, 第二个下标 “0” 代表 γ_{00} 是第二层的方程的截距。在 γ_{01} 中, 下标 “0” 再次表明这一方程是与第一层的截距有关。下标 “1” 代表第二层的方程的参数类型, 也就是说, γ_{01} 是与 W_{1j} 有关的第二层的回归系数。如果还有其他的第二层的预测变量, 比如 W_{2j} 和 W_{3j} , 则相应的回归系数就分别是 γ_{02} 和 γ_{03} 。

方程 (16) 也是相似的, 第一个下标 “1” 代表第一层的参数类型是斜率, 第二个下标代表第二层的参数类型。比如, 在 γ_{10} 中, 第一个下标 “1” 表示这一方程与第一层的斜率有关, 第二个下标 “0” 代表第二层的参数类型, 也就是说, γ_{10} 是第二层的截距。在 γ_{11} 中, 第一个下标 “1” 再次表明这一方程是与第一层的斜率有关的, 第二个下标 “1” 代表第二层的参数类型, 也就是说, γ_{11} 是与 W_{1j} 有关的第二层的回归系数。如果还有其他的第二层的预测变量, 比如 W_{2j} 和 W_{3j} , 那么相应的回归系数就分别是 γ_{12} 和 γ_{13} 。

最后, 方程 (15) 和 (16) 的方差 μ_{0j} 和 μ_{1j} 如下:

$$\text{Var}(\mu_{0j}) = \tau_{00} \quad (17)$$

$$\text{Var}(\mu_{1j}) = \tau_{11} \quad (18)$$

τ_{00} 是用第二层的自变量 W_{1j} 解释了 β_{0j} 后的残差方差;

τ_{11} 是用第二层的自变量 W_{1j} 解释了 β_{1j} 后的残差方差。

在零模型和完整模型之间, 有一系列的模型可以用来估计不同的第一层和第二层的参数, 使用者可根据自己研究的目的和实际情况, 通过往各层方程中添加不同的变量和设定不同的随机成分和固定成分, 建构各种分析模型。我们在此仅介绍两个经常会用到的模型, 一是协方差模型 (ANCOVA model), 二是随机效应模型 (random effect regression model)。

3. 协方差分析模型

协方差分析模型的建构如下:

第一层:

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j} (X_{ij} - \bar{X}..) + r_{ij} \quad (19)$$

第二层:

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \mu_{0j} \quad (20)$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} \quad (21)$$

方程(19)除了采用以总体平均数为参照的 X 离差之外,其他与方程(14)一样。以总体平均数为参照的定位是传统的协方差分析方法,只是其中的 β_{0j} 成了单位 j 的校准平均数 (adjusted mean)。

与传统协方差分析不同的地方是, β_{0j} 或校准平均数被进一步分解为一个固定成分 γ_{00} 和一个随机成分 μ_{0j} 。在传统的协方差分析中,没有进行这种分解,因为协方差分析的目的在于求得第二层单位的校准平均数。

最后,方程(21)只有固定项,没有随机项。 γ_{10} 代表的是协变量 X 的固定效应。这反映了协方差分析的假设——对不同的组,协变量对因变量的回归系数相同。检验这一协方差分析假设的一种方法是把随机项 μ_{1j} 包括进来,并检验方差成分为0的假设,即 $\tau_{11}=0$ 。

4. 随机效应回归模型

随机效应回归模型的建构如下:

第一层:

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}X_{ij} + r_{ij} \quad (22)$$

第二层:

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \mu_{0j} \quad (23)$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + \mu_{1j} \quad (24)$$

这里的几个方程几乎与完整模型中的方程一样,仅有的区别是不存在第二层的预测变量。这与传统的 OLS 回归是不同的,因为第一层的截距和回归系数 (β_{0j} 和 β_{1j}) 都不是固定而是随机的,然而这里没有第二层的预测变量来解释第一层回归方程中的变异。在此我们的着眼点仅仅是确定第二层的变异,研究者常常会遇到这一模型,因为他们可能没有第二层的变量,同时他们也仍然想确

定第二层的单位之间的变异,在这一模型中主要关注的统计量是 μ_{0j} 和 μ_{1j} 的方差,即 τ_{00} 和 τ_{11} 。

三、预测变量的定位

通常,在回归分析中研究者并不关心截距,因为在特定研究问题的背景中截距往往是没有意义的。比如,如果 X 是一个成人总体的年龄,那么截距 β_{0j} 就将是没有什么意义的,因为它指的是0岁时的 Y 值。对一个成人总体来讲,0岁是没有意义的。大多数研究者进行回归分析时只是关注回归系数。然而,为了利用多层线性模型来确定和解释第二层单位之间的、在第一层的参数,我们就想尽可能多地包括第一层的参数。这样,就需要努力使截距在所研究的特定问题背景中更为有意义。为了做到这一点,通常会使用两种方法,一是以第二层的单位平均数为参照的定位(centering),也就是说,不用原始数据分数 X_{ij} ,而是使用 X 与其第二层单位的平均数的离差,即 $(X_{ij} - \bar{X}_{.j})$ 。通过这种定位的方法, β_{0j} 就成了在第二层单位平均点上的 Y 的期望值。简单地说, β_{0j} 可以被解释为 Y 在第二层第 j 个单位的平均值。

另一种定位方法是使用与以总体平均数为参照的离差分数,即 $(X_{ij} - \bar{X}_{..})$ 。在这种情况下, β_{0j} 被解释为第二层单位的校准平均数,即校准了 X 的差异。如果 X 是前测, Y 是后测,那么 β_{0j} 就是在假定 X 的平均值时 Y 在单位 j 的平均值。总体平均数定位方法常常会用在协方差分析的框架中。

最后,除非是三水平的多层分析,第二层上的变量定位不重要也不需要,这是因为,在没有更高一层的数据结构存在时,第二层截距的解释就如同简单回归分析中对截距的解释一样不重要,如果对第二层上的变量进行定位的话,其方法及含义与前述的第一层的定位一样。

四、多层线性模型的统计估计

上面所描述的模型都是基于总体参数的,而未提及参数的统计估计。如何从样本数据估计总体参数会需要更为复杂的统计估计知识,由于本书的着眼点在于应用,所以我们就不去深入细致地探讨这些统计估计方法了。取而代之的

是,我们将使用单变量公式来解释说明多层线性模型估计的概念和过程。在这一部分,我们将介绍一个新的统计概念,即信度, λ 。这一信度概念与测量中所使用的同一词语的意义是不同的。在多层线性模型中所使用的信度指的是参数统计估计的信度或精确性。正如我们在下面会从统计上详细解释的那样, λ 是一个统计值,代表着一个第一层上观测到的参数估计的变异有多少是由于第二层单位的“真实”差异(或真正的组的差异)造成的,而不是估计错误造成的。

第一层:

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}X_{ij} + r_{ij} \quad (25)$$

对 β_{0j} 和 β_{1j} 的 OLS 估计如下:

$$\hat{\beta}_{0j} = \bar{Y} - \hat{\beta}_{1j}\bar{X}_{.j} \quad (26)$$

$$\hat{\beta}_{1j} = \frac{\sum (X_{ij} - \bar{X}_{.j})(Y_{ij} - \bar{Y}_{.j})}{\sum (X_{ij} - \bar{X}_{.j})^2} \quad (27)$$

上述估计方程是由简单回归得出的,由于最基础的教科书都有这些资料,所以我们在此不再进一步解释。

第二层:

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01}W_j + \mu_{0j} \quad (28)$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11}W_j + \mu_{1j} \quad (29)$$

方程 (28) 和 (29) 是关于参数的。用第一层上的估计 $\hat{\beta}_{0j}$ 和 $\hat{\beta}_{1j}$ 来替换 β_{0j} 和 β_{1j} , 方程 (28) 和 (29) 就变成如下所示:

$$\hat{\beta}_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01}W_j + e_{0j} \quad (30)$$

$$\hat{\beta}_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11}W_j + e_{1j} \quad (31)$$

其中

$$e_{0j} = \mu_{0j} + (\hat{\beta}_{0j} - \beta_{0j}) \quad (32)$$

$$e_{1j} = \mu_{1j} + (\hat{\beta}_{1j} - \beta_{1j}) \quad (33)$$

换言之, e_{0j} 包含两个成分,一是真正的随机参数 μ_{0j} , 另一个是估计误差

$\hat{\beta}_{0j} - \beta_{0j}$ 。也就是指, 对 β_{0j} 的第一层的估计与真正的参数有多大的差异。相似地, e_{1j} 也有两个成分, 即真正的随机参数 μ_{1j} 和估计误差 $\hat{\beta}_{1j} - \beta_{1j}$ 。

与上述分解一致的是, e_{0j} 和 e_{1j} 的方差也有两个成分。首先, 我们回想一下,

$$\text{Var}(\mu_{0j}) = \tau_{00} \quad (34)$$

$$\text{Var}(\mu_{1j}) = \tau_{11} \quad (35)$$

方程 (34) 和 (35) 是参数方差。总体方差也包括估计误差的方差:

$$\text{Var}(e_{0j}) = \Delta_{0j} = \tau_{00} + \nu_{0j} \quad (36)$$

$$\text{Var}(e_{1j}) = \Delta_{1j} = \tau_{11} + \nu_{1j} \quad (37)$$

其中

$$\nu_{0j} = \sigma^2 / n_j \quad (38)$$

$$\nu_{1j} = \sigma^2 / \sum x_{ij}^2 \quad (39)$$

在方程 (36) 和 (37) 中, ν_{0j} 和 ν_{1j} 是第一层的估计误差方差。正如我们可以从方程 (38) 中看到的, ν_{0j} 是样本规模的函数。即, 较小的第一层样本的规模将导致较大的估计误差。相似地, ν_{1j} 是样本规模和预测变量 X 的变异的函数。也就是说, 样本规模越大, 以及 (或) 预测变量的变异范围越大, 那么第一层的回归估计就越好, 或者说误差方差 ν_{1j} 就越小。

正如早前提到的, 多层线性模型提出了一个统计量 λ , 即所谓的信度, 它指的是估计的精确度。因为每一个第二层的单位都有不同的样本规模, 所以对于第二层的单位来说, λ 的界定如下:

$$\lambda_{0j} = \tau_{00} / (\tau_{00} + \nu_{0j}) \quad (40)$$

$$\lambda_{1j} = \tau_{11} / (\tau_{11} + \nu_{1j}) \quad (41)$$

多层线性模型通过对所有第二层单位的 λ 进行总结, 提出了一个平均信度:

$$\lambda_0 = \sum \lambda_{0j} / J \quad (42)$$

$$\lambda_1 = \sum \lambda_{1j} / J \quad (43)$$

λ_0 是 β_{0j} 在各个第二层单位间的变异中真参数（相对于估计误差方差）所占的方差比例。

λ_1 是 β_{1j} 在各个第二层单位间的变异中真参数（相对于估计误差方差）所占的方差比例。

多层线性模型使用加权来综合分别来自第一层和来自第二层的两个估计结果进行估计，现在我们来看第二层的估计。

第一层的 OLS 估计同第二层的方程，重复如下：

$$\hat{\beta}_{0j} = \bar{Y} - \hat{\beta}_{1j} \bar{X}_{\cdot j} \quad (26)$$

$$\hat{\beta}_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01} W_j + e_{0j} \quad (30)$$

$$\hat{\beta}_{1j} = \frac{\sum (X_{ij} - \bar{X}_{\cdot j}) (Y_{ij} - \bar{Y}_{\cdot j})}{\sum (X_{ij} - \bar{X}_{\cdot j})^2} \quad (27)$$

$$\hat{\beta}_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11} W_j + e_{1j} \quad (31)$$

为求精简，在此只看看下面的方程中第二层的估计与方程 (31) 的关系。方程 (30) 同理。方程 (31) 包含了 γ_{10} 和 γ_{11} 的 WLS 估计。

$$\hat{\gamma}_{10} = \sum \Delta_{1j}^{-1} \bar{Y}_{\cdot j} / \sum \Delta_{1j}^{-1} \quad (44)$$

$$\hat{\gamma}_{11} = \frac{\sum \Delta_{1j}^{-1} W_j \hat{\beta}_{1j}}{\sum \Delta_{1j}^{-1} W_j^2} \quad (45)$$

方程 (44) 和 (45) 是用 Δ_{1j}^{-1} 作为权重而得到的估计。

通过方程 (44) 和 (45) 对 $\hat{\gamma}_{10}$ 和 $\hat{\gamma}_{11}$ 的估计，我们就可以得到对 β_{1j} 的第二个估计，即在第二层 WLS 估计：

$$\hat{\hat{\beta}}_{1j} = \hat{\gamma}_{10} + \hat{\gamma}_{11} W_j + e_{1j}$$

同理，我们也可以推导出 β_{0j} 的 WLS 估计：

$$\hat{\hat{\beta}}_{0j} = \hat{\gamma}_{00} + \hat{\gamma}_{01} W_j + e_{0j} \quad (46)$$

最后，正如前面所提到的，多层线性模型对 β_{0j} 和 β_{1j} 的最后估计是两个估

计参数的综合——一是来自第一层的 OLS 估计，另一个是来自第二层的 WLS 估计。所以多层线性模型的最后估计是：

$$\hat{\hat{\beta}}_{0j} = \lambda_{0j} \hat{\beta}_{0j} + (1 - \lambda_{0j}) \hat{\hat{\beta}}_{0j} \quad (47)$$

$$\hat{\hat{\beta}}_{1j} = \lambda_{1j} \hat{\beta}_{1j} + (1 - \lambda_{1j}) \hat{\hat{\beta}}_{1j} \quad (48)$$

方程 (47) 和 (48) 中的权重是信度 λ 。可以看到，当第一层的估计信度较高时（比如样本规模较大时），最后的多层线性模型估计就会赋予第一层估计以更多的权重。当第一层的估计信度较低时（如样本规模较小时），在计算多层线性模型的最后估计时就会有更多的权重加给第二层的估计。

当然，第一层的估计是基于第一层有关因变量的理论和假设，第二层的估计是基于第二层有关因变量的理论假设。除了样本规模，估计的精确度更有赖于模型建构理论的正确程度。比如，如果 $\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 X$ 的界定是正确的，或者说第一层的理论是有效的，那么，这些参数就有比较好的估计。相似地，如果第二层的方程 $\beta_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11} W_j + \mu_{1j}$ 得以很好地界定，那么，第二层的对 β_{1j} 的估计就将是准确的。多层线性模型提供了相应的技术来综合两个层面的、关于变量 Y 的理论假设。

上述所有推导都假设方差和协方差成分（比如 σ^2 和 τ ）是已知的。事实上，这些方差是未知的。而且，由于是非平衡设计，即不同的第二层单位允许有不同的样本规模，所以，对这些方差成分的估计都不是直接的。我们要依赖使用极大似然估计的迭代方法（iterative procedure）来估计这些方差成分和第一层及第二层方程的参数，这一复杂的计算过程在此就不叙述了。

五、发展模型

上述的大多数模型也可以应用于发展研究、纵向研究或者追踪研究的模型建构中。在追踪研究的模型结构中，两个数据层分别是第一层的各个时间的观察结果和第二层的被观察个体。也就是说，对每一个被试的多次观察就形成了第一层的数据，而个体代表的是第二层的数据。在第一层，我们要的不是传统

的回归模型（这种模型描述的是一个结果变量与一系列预测变量之间的关系），我们要的是一个发展模型，这一模型把多次观察结果作为时间的某种数学函数。在社会科学中，最简单和最常用的时间函数是如下所示的线性函数，或者说是线性发展模型。

其模型建构如下：

第一层：线性发展模型

$$Y_{ji} = \beta_{0i} + \beta_{1i} (\text{TIME}) + r_{ji} \quad (49)$$

Y_{ji} 代表的是个体 i 的第 j 个观测值；

TIME 是线性时间变量，对它进行的编码可以反映线性增量，比如，如果有 5 个观测值，对 TIME 的线性编码可以是 0、1、2、3、4；

β_{0i} 是截距，或者说是当第 j 个观测在线性时间变量中被编码为 0 时的、第 j 次观测的值，在上述例子中， β_{0i} 是个体 i 的第一个观测值；

β_{1i} 是线性增长率，或者说是个体 i 某观测值发展变化的斜率；

r_{ji} 是残差，或者说是个体 i 在观测点 j 与线性发展曲线的离差，与前一例子中的一样， $\text{Var}(r_{ji}) = \sigma^2$ 。

（第一层的模型也可以是其他的某种数学函数。二次函数有时也可以用来反映单一的增减变化中的速度变化。在二次模型中， $Y_{ji} = \beta_{0i} + \beta_{1i} (\text{TIME}) + \beta_{2i} (\text{TIME})^2 + r_{ji}$ ，会有另一个参数 β_{2i} ，它反映线性发展的加速度或衰减，这一模型和其他的非线性发展模型在本书中我们都不讨论。）

第二层的模型可以是前面谈到的任何一种模型，具体使用的是哪种模型则取决于我们的研究兴趣。比如，我们可能想要通过第二层的变量或者反映个体差异的变量来解释第一层的差异。此外，我们可能并没有第二层的变量，而只是对个体发展速率中有多大的变异感兴趣。这两个模型如下所示：

首先我们来看看如何建构“确定发展变异”（Identifying growth variation）的第二层的模型。

第二层：

$$\beta_{0i} = \gamma_{00} + \mu_{0i} \quad (50)$$

$$\beta_{1i} = \gamma_{10} + \mu_{1i} \quad (51)$$

$$\text{Var}(\mu_{0i}) = \tau_{00} \quad (52)$$

$$\text{Var}(\mu_{1i}) = \tau_{11} \quad (53)$$

$$\text{Cov}(\mu_{0i}, \mu_{1i}) = \tau_{01} \quad (54)$$

γ_{00} 是平均截距, 或者说是 在第 j 个观测被编码为 0 时所有个体的第 j 个观测的平均值;

μ_{0i} 是个体 i 与平均截距的离差;

γ_{10} 是平均线性发展斜率, 或所有个体的平均发展速率;

μ_{1i} 是个体 i 与平均发展斜率的离差;

τ_{00} 是 $j=0$ 时的个体观测值与平均截距的差的方差;

τ_{11} 是线性斜率的方差, 或线性发展速率上的个体差异;

τ_{01} 是截距和斜率之间的协方差。

其次, 我们再看看“预测发展变异”(Predicting Growth Variation)的第二层的模型。

第二层:

$$\beta_{0i} = \gamma_{00} + \gamma_{01} W_{1i} + \mu_{0i} \quad (55)$$

$$\beta_{1i} = \gamma_{10} + \gamma_{11} W_{1i} + \mu_{1i} \quad (56)$$

$$\text{Var}(\mu_{0i}) = \tau_{00} \quad (57)$$

$$\text{Var}(\mu_{1i}) = \tau_{11} \quad (58)$$

$$\text{Cov}(\mu_{0i}, \mu_{1i}) = \tau_{01} \quad (59)$$

W_{1i} 是个体 i 的第二层的预测变量;

γ_{01} 是第二层方程的回归系数, 代表第二层的变量 W_1 对第一层的截距 β_{0i} 的效应;

γ_{11} 是第二层方程的回归系数, 代表第二层的变量 W_1 对第一层的发展斜率 β_{1i} 的效应;

τ_{00} 和 τ_{11} 是模型包括第二层(或个体层)的预测变量 W_1 后未能解释的模型第二层的残差方差;

其他项的解释如前。

六、三层模型

三层模型是我们已经讨论过的二层模型的直接扩展。同样, 根据研究兴趣的需要, 以及根据三层模型中的第二和第三层的特点, 我们可以选择使用前面描述过的零模型 (null model) 和完整模型 (full model) 之间的任何一种模型。三层模型的方差和协方差矩阵更为复杂, 而且所包含的信息也更为丰富。我们先通过一个零模型来看看三层方差的分解, 然后逐渐增加模型的复杂程度。请注意, 下面的模型第一层和第二层方程与前面所讨论的二层模型是相同的, 所以在此就不再解释了。

模型 1

第一层: 零模型

$$Y_{ijk} = \beta_{0jk} + r_{ijk} \quad (60)$$

$$\text{Var}(r_{ijk}) = \sigma^2 \quad (61)$$

第二层: 零模型

$$\beta_{0jk} = \gamma_{00k} + \mu_{0jk} \quad (62)$$

$$\text{Var}(\mu_{0jk}) = \tau_{\beta 00} \quad (63)$$

第三层: 零模型

$$\gamma_{00k} = \pi_{000} + e_{00k} \quad (64)$$

$$\text{Var}(e_{00k}) = \tau_{\pi 00} \quad (65)$$

三层模型所包含的复杂性大多数可能都是来自下标。在 π_{000} 中, 前两个 0 代表结果变量是第二层的截距 γ_{00k} , 第三个 0 代表当前统计量为一个第三层的截距。在 e_{00k} 中, 两个 0 代表的是当前随机项是与第二层的统计量 γ_{00k} 有关的。下标 k 代表的是第三层的单位。我们在此对代表第二层和第三层的方差的符号进行了修改, 以区分第二层的方差 τ_{β} 和第三层的方差 τ_{π} 。第三层方差的解释与第二层的相似。比如, $\tau_{\pi 00}$ 是所有第三层单位的第二层的截距 γ_{00k} 的方差, 而 γ_{00k} 也是与第一层的截距有关的。在三层的零模型中, 主要关注的是三个层之间的方差分解, 如下所示。

第一层和总方差之比例:

$$\rho = \sigma^2 / (\sigma^2 + \tau_{\beta 00} + \tau_{\pi 00})$$

第二层和总方差之比例:

$$\rho_1 = \tau_{\beta 00} / (\sigma^2 + \tau_{\beta 00} + \tau_{\pi 00})$$

第三层和总方差之比例:

$$\rho_2 = \tau_{\pi 00} / (\sigma^2 + \tau_{\beta 00} + \tau_{\pi 00})$$

模型 2

第一层：完整模型

$$Y_{ijk} = \beta_{0jk} + \beta_{1jk}X_{1ijk} + r_{ijk} \quad (66)$$

第二层：零模型

$$\beta_{0jk} = \gamma_{00k} + \mu_{0jk} \quad (67)$$

$$\beta_{1jk} = \gamma_{10k} + \mu_{1jk} \quad (68)$$

$$\text{Var}(\mu_{0jk}) = \tau_{\beta 00} \quad (69)$$

$$\text{Var}(\mu_{1jk}) = \tau_{\beta 11} \quad (70)$$

$$\text{Cov}(\mu_{0jk}, \mu_{1jk}) = \tau_{\beta 01} \quad (71)$$

第三层：零模型

$$\gamma_{00k} = \pi_{000} + e_{00k} \quad (72)$$

$$\gamma_{10k} = \pi_{100} + e_{10k} \quad (73)$$

$$\text{Var}(e_{00k}) = \tau_{\pi 00} \quad (74)$$

$$\text{Var}(e_{10k}) = \tau_{\pi 11} \quad (75)$$

$$\text{Cov}(e_{00k}, e_{10k}) = \tau_{\pi 01} \quad (76)$$

同样，在 π_{000} 中，前两个 0 代表结果变量是第二层的截距 γ_{00k} 。第三个 0 代表当前统计量是一个第三层的截距。在 e_{00k} 中，两个 0 代表的是与第二层的统计量 γ_{00k} 有关的残差，下标 k 代表的是第三层的单位。相似地，在 π_{100} 中，前两个下标“10”与第二层的统计量 γ_{10k} 相联系，第三个下标“0”代表当前统计量是第三层的截距。在 e_{10k} 中，“10”代表的是与第二层的统计量 γ_{10k} 有关的残差，下标 k 代表的是第三层的单位。第二层和第三层的方差和协方差的符号

进行了修改,以区分第二层的方差 τ_β 和第三层的方差 τ_π 。第三层的方差和协方差的解释与第二层的相似。

比如, $\tau_{\pi 00}$ 是所有第三层单位的第二层的截距 γ_{00k} 的方差,而 γ_{00k} 也是与第一层的截距有关的。相似地, $\tau_{\pi 11}$ 是所有第三层的单位的第二层的截距 γ_{10k} 的方差,而 γ_{10k} 却是与第一层的斜率有关的。

模型 3

第一层:完整模型

$$Y_{ijk} = \beta_{0jk} + \beta_{1jk}X_{1ijk} + r_{ijk}$$

第二层:完整模型

$$\beta_{0jk} = \gamma_{00k} + \gamma_{01k}W_{1jk} + \mu_{0jk} \quad (77)$$

$$\beta_{1jk} = \gamma_{10k} + \gamma_{11k}W_{1jk} + \mu_{1jk} \quad (78)$$

$$\text{Var}(\mu_{0jk}) = \tau_{\beta 00} \quad (79)$$

$$\text{Var}(\mu_{1jk}) = \tau_{\beta 11} \quad (80)$$

$$\text{Cov}(\mu_{0jk}, \mu_{1jk}) = \tau_{\beta 01} \quad (81)$$

第三层:零模型

$$\gamma_{00k} = \pi_{000} + e_{00k} \quad (82)$$

$$\gamma_{01k} = \pi_{010} + e_{01k} \quad (83)$$

$$\gamma_{10k} = \pi_{100} + e_{10k} \quad (84)$$

$$\gamma_{11k} = \pi_{110} + e_{11k} \quad (85)$$

第三层上的方差和协方差:

$$T_\pi = \begin{bmatrix} \tau_{\pi 11} & & & \\ \tau_{\pi 12} & \tau_{\pi 22} & & \\ \tau_{\pi 13} & \tau_{\pi 23} & \tau_{\pi 33} & \\ \tau_{\pi 14} & \tau_{\pi 24} & \tau_{\pi 34} & \tau_{\pi 44} \end{bmatrix}$$

模型 4

第一层:完整模型

$$Y_{ijk} = \beta_{0jk} + \beta_{1jk}X_{1ijk} + r_{ijk}$$

第二层：完整模型

$$\beta_{0jk} = \gamma_{00k} + \gamma_{01k}W_{1jk} + \mu_{0jk} \quad (86)$$

$$\beta_{1jk} = \gamma_{10k} + \gamma_{11k}W_{1jk} + \mu_{1jk} \quad (87)$$

$$\text{Var}(\mu_{0jk}) = \tau_{\beta 00} \quad (88)$$

$$\text{Var}(\mu_{1jk}) = \tau_{\beta 11} \quad (89)$$

$$\text{Cov}(\mu_{0jk}, \mu_{1jk}) = \tau_{\beta 01} \quad (90)$$

第三层：完整模型

$$\gamma_{00k} = \pi_{000} + \pi_{001}Z_{00k} + e_{00k} \quad (91)$$

$$\gamma_{01k} = \pi_{010} + \pi_{011}Z_{01k} + e_{01k} \quad (92)$$

$$\gamma_{10k} = \pi_{100} + \pi_{101}Z_{10k} + e_{10k} \quad (93)$$

$$\gamma_{11k} = \pi_{110} + \pi_{111}Z_{11k} + e_{11k} \quad (94)$$

第三层的残差方差和协方差：

$$T_{\pi} = \begin{bmatrix} \tau_{\pi 11} & & & \\ \tau_{\pi 12} & \tau_{\pi 22} & & \\ \tau_{\pi 13} & \tau_{\pi 23} & \tau_{\pi 33} & \\ \tau_{\pi 14} & \tau_{\pi 24} & \tau_{\pi 34} & \tau_{\pi 44} \end{bmatrix}$$

本章所示公式中各变量的下标为完整形式，即每个变量均带有各个层次单位的下标，这样有助于帮助读者理解层次性的含义。本书后面演示用的 HLM 多层分析统计软件，在描述公式时没有使用完整的下标，第一层方程中的变量只带有第一层单位的下标，第二层方程中的变量同时带有第一层和第二层单位的下标，第三层方程中的变量同时带有第一、第二和第三层单位的下标，这是该软件有别于其他软件的地方。为了帮助读者掌握该软件的使用方法，本书后面演示中的方程采用了与 HLM 软件相同的做法，低层方程中的变量就不再带有高层单位的下标，但层次性的含义并没有变化。

第三章

多层线性模型的应用程序

——HLM 软件包的初步应用

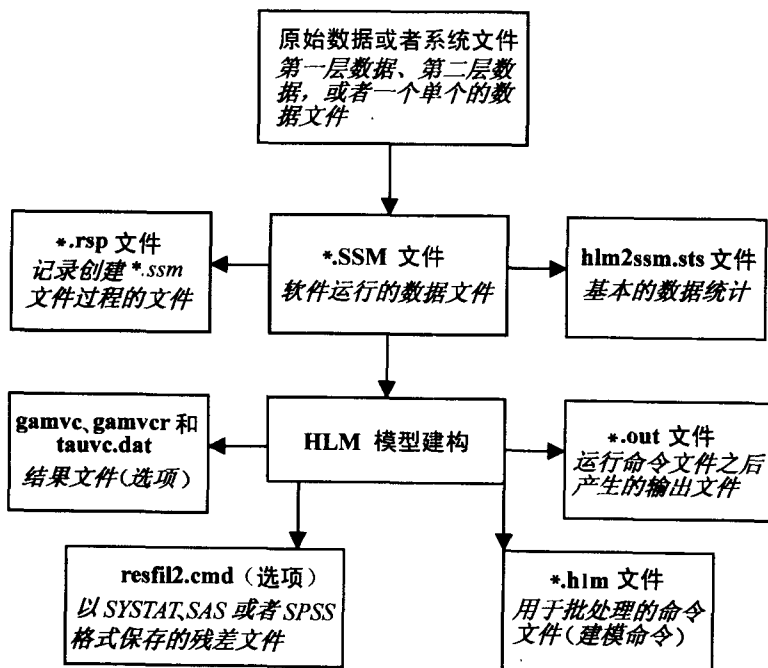
目前人们已经编制了多种应用程序，通过计算机来运行多层线性模型的建构，其中由 Scientific Software International 公司出品的 HLM 是较常用的一种，其学生版本的 HLM 软件可以到该公司的网站<http://www.ssicentral.com> 免费下载，本章就是使用学生版本 HLM 软件演示该程序的使用方法。在内容安排上，将结合具体实例演示如何用 SPSS 软件的 SAV 格式的数据创建供 HLM 软件使用的两层结构的 SSM 格式的文件，最后演示如何用 SPSS 软件的数据创建三层结构的 SSM 格式文件。

一、HLM 程序的输入文件、输出文件及 SSM 文件的创建

用 HLM 软件分析多层数据一般包括三个步骤：一是创建“SSM 格式文件”，二是在此基础上拟合、建构各种分析模型进行分析，三是根据输出结果对模型的拟合程度进行评价、改进等。

HLM 程序包括 4 个独立的模块，由于学生版 HLM-5 是在 Windows 平台上运行的，所以每一个模块基本上都是称为 WHLM，但是具体的名称则看你实

际使用的到底是哪一种分析而确定。在此我们主要介绍其中两种，即用来运行二层数据分析的 HLM2 和用来运行三层数据分析的 HLM3。下面的流程图直观地显示了用 HLM 软件处理多层分析数据时的各种文件间的关系。



1. HLM2 的文件

要通过 HLM 程序对二层结构的数据建构预测模型，使用的模块是 HLM2。HLM2 模块的输入文件可以是原始数据或者系统文件，由于是二层的分层结构，所以应该有第一层的数据和第二层的数据，当然，这个二层结构的数据也可以输入到一个单个的数据文件中。

在输入文件之后，就可以通过它来创建 *.SSM 文件，这种文件是 HLM 程序运行的默认类型。在创建 *.SSM 文件时，会生成 *.rsp 文件，它是用来记录创建 *.SSM 文件的文件；运行结果同时也生成 hlm2ssm.sts 文件，其内容包括基本的数据统计。*.SSM 文件创建完成之后，会生成 *.hlm 文件，这是用于批处理的命令文件；而我们运行该程序的目的则是生成 *.out 文件，它是运行命

令文件之后产生的输出文件。此外，输出文件还有两个选项，一是输出 gamvc、gamvcr 和 tauvc.dat 结果文件，另一个是 resfil2.cmd，它是以 SYSTAT、SAS 或者 SPSS 格式保存的残差文件。

2. HLM3 的文件

三层结构数据的输入、输出文件总体上与二层结构数据的一致，惟一重要的区别是输入文件中还应该包括第三层的数据，此外，其输出的残差文件也会比二层模型中的多一个。

3. 创建 SSM 文件

如前所述，HLM 的运行所默认的文件类型是 SSM 文件，所以在应用过程中我们必须先创建 SSM 文件，然后才能在此基础上建构相应的多层分析模型。HLM 软件的学生版只接受 SPSS、SAS、SYSTAT 或者 ASCII 等 4 种数据文件作为创建 SSM 文件的输入文件。如果需要创建一个两层结构的 SSM 文件，一般需要两个原始数据文件，一个是第一层的数据文件，一个是第二层的数据文件，如果需创建一个三层结构的 SSM 文件，则需要三个原始数据文件，依次类推。各层数据文件通过相同的“层标示编号”联结在一起。有时候也可以把所有的数据保存在一个文件里，但文件中的数据必须首先按照数据的各层编号排序，以保证同一个第二层单位的所有第一层单位的数据按照第一层的编号排在一起，属于同一个第三层单位的所有第二单位按照各自的编号顺序排在一起，依次类推。使用一个原始数据文件创建 SSM 文件在定义各层的变量时使用相同的文件名即可，本书不再演示这种例子。

在创建 SSM 文件时，HLM 软件程序会对各层的原始数据进行总结性运算并把各层文件的运算结果整合到一起，供后面的模型建构和分析用，这样就使后续的分析中不再使用原始数据而使用初步整合过的数据进行运算，可以极大地提高运算速度。创建 SSM 文件包括下面三个主要步骤：

- ◆ 指明用于创建 SSM 文件的原始数据文件格式和 SSM 文件类型；
- ◆ 指明有关数据、命令和 SSM 文件的有关信息；
- ◆ 最后检查原始数据是否被正确地读入 HLM 程序并转化为 SSM 文件。

SSM 文件创建完成后，后面所有的分析都在所创建的 SSM 文件上进行，这

样就没有必要再重新读入庞大的第一层单元的数据进行运算了。类似于 SPSS 软件的 SAV 格式的文件, SSM 文件是 HLM 软件的工作文件, 其包括了整合的原始数据信息和变量名称。基于 SSM 文件建构多层分析模型的步骤如下:

- ◆ 定义模型第一层的方程;
- ◆ 定义模型第二层的方程, 用来预测模型第一层方程的有关系数;
- ◆ 定义第一层方程的系数是随机的或是固定的, 在模型第二层的方程中反映出来;
- ◆ 如果需要对三层结构的数据进行分析的话, 还要定义模型的第三层方程及设定模型第二层方程的系数是否随机, 依此类推。

HLM 软件的分析结果包括:

- ◆ 固定部分系数的计算结果;
- ◆ 方差和协方差成分的计算结果和对这些计算结果的近似 χ^2 检验的结果;
- ◆ 其他辅助的统计诊断指标。本书将不再过多涉及这方面的内容。

如果 SSM 文件未能得以成功创建, 请检查原始数据是否是某种特定的格式。HLM 程序的疑问解答 (FAQs) 和障碍解除 (troubleshooting) 部分也讨论了在创建 SSM 文件时可能出现的问题, 我们也会在后面的章节中结合实例讲解一些 HLM 软件所要求的数据格式。

4. 原始数据文件中的 ID 变量

读者可以很方便地把有关格式的数据文件读入到 HLM 软件中创建所需的 SSM 文件, 在此我们要特别强调原始文件中 ID 变量的重要性及注意事项。

如果原始文件是 ASCII 文件, ID 必须以字符串格式被读入 HLM, 其他格式的原始文件中, ID 变量也可以是数值型变量。原始文件必须按照各层的 ID 编号排序后才能用来创建 SSM 文件, 如果 ID 是数值型变量, 其取值范围为 $-(10^{13} + 1)$ 到 $+(10^{13} - 1)$ 之间, 如果你的 ID 取值有小数, HLM 软件也只认同整数部分, 因此 ID 变量的取值不要使用小数。如果 ID 变量为字符串变量, 其长度不能超过 12 个字符, 并且各层 ID 标示符的长度在不同文件和同一文件中要相同, 例如如果你有 200 个第二层的单位, 则数据中第二层单位的 ID 标示符应为 001、002、……199、200 的样子, 不管在第一层的数据文件还是在第二层的数据文件, 不能用空格代替 ID 变量中 0 的位置, 这一点特别重要, 也

是创建 SSM 文件时常见的错误。除了各层的 ID 变量外，原始数据中其他变量必须都是数值型变量。如果原始数据中有缺失值，请不要使用如 -99999 等字样的特殊数值来定义缺失值，最好使用一个 ‘.’ 来定义，HLM 不能把特殊数值认做缺失值，读者一定在原始数据文件里把缺失值定义为 ‘.’。

二、HLM 程序建构的分层模型的基本类型

通过 HLM 程序能够建构的分层模型有多种基本类型，在此我们仅仅简单图示二层线性模型（HLM2）和三层线性模型（HLM3）。

1. 二层线性模型（HLM2）

如图 3-1 所示，该示例使用本书附送的光盘里的数据文件 growthc.ssm 构建的一个两层模型，以学生各次测试的略音（Phoneme elision）结果为因变量，在第一层上以测试时间为预测变量（即自变量），建立模型第一层的方程，第一层方程上有 2 个系数，截距 β_0 和斜率 β_1 。

在第二层上使用学生的词汇测试结果为预测变量（自变量）来预测第一层的斜率和截距。在第二层上， β_0 和 β_1 又成了词汇变量的函数（图 3-1）。

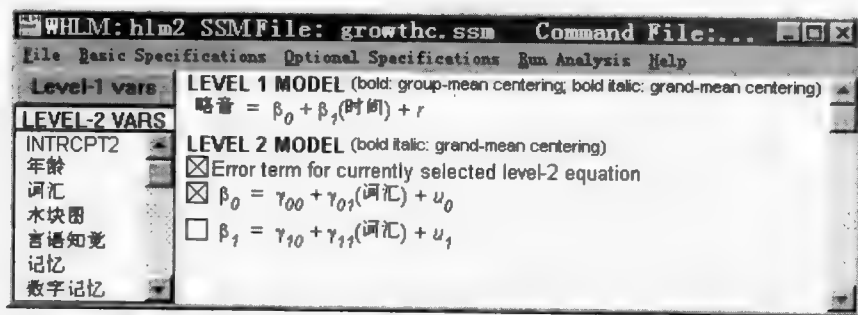


图 3-1

2. 三层线性模型（HLM3）

如图 3-2 所示，该示例中因变量为学生的数学成绩（MATH），在第一层上，以学习年限（YEAR）为预测变量（自变量），此水平有 2 个系数，一是截

距 π_0 ，二是斜率 π_1 。这两个第一层上的系数又成了第二层方程的结果变量，而第二层上的系数又是第三层上方程的结果变量。

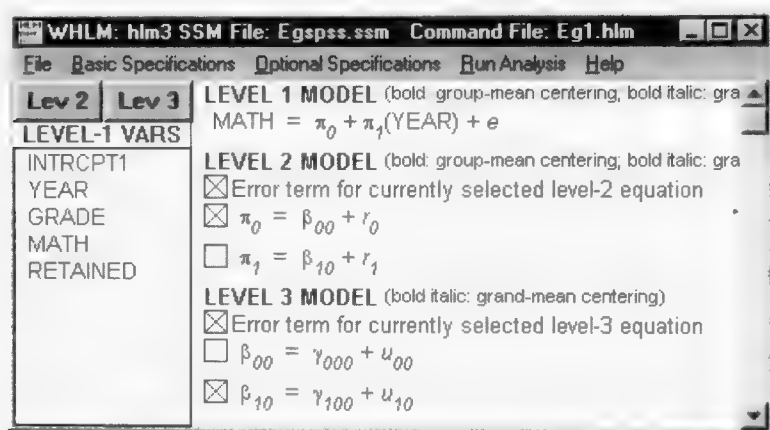


图 3-2

三、利用 SPSS 文件创建二层数据结构的 SSM 文件

如上所述，HLM 程序运行所需的文件类型为 SSM 文件，它可以由 ASCII 数据文件和 SPSS 数据文件生成，在此我们将演示由 SPSS 数据创建二层数据结构的 SSM 文件的过程。

光盘中有两个数据文件 L1.sav 和 L2.sav，为一个儿童语音发展研究的原始数据，关于这个研究，我们在第五章将详细介绍，此处仅仅演示如何用原始数据创建 SSM 文件，这两个文件也仅供演示和读者练习用。L1.sav 为第一层的数据文件，L2.sav 为第二层的数据文件。

第一层数据文件中与我们后面的分析演示有关的变量是：

ID：学生编号，也就是第二层单位的标示符 ID。

E1：儿童的略音测试成绩。

T3：测试时间。

第二层数据文件中与我们后面的分析演示有关的变量是：

ID：学生编号，也就是第二层单位的标示符 ID。

AGE: 学生的年龄。

VOCA: 词汇分测验成绩。

BLOC: 木块图分测验成绩。

BATH: 言语知觉测试成绩。

OBJ: 记忆成绩。

MEMNUM: 数字记忆成绩。

MEMOBJ: 物体记忆成绩。

LN1: 字母命名测试结果。

LS1: 字母声音测试结果。

E1: 语音意识测试结果。

SEX: 学生性别。

Pro: 是否接受某干预措施。

第五章我们将具体讲解有关变量的意义,此处对各变量的简单介绍仅供演示如何创建 SSM 文件用。

L1.sav 文件中的前部分样本如下 (图 3-3):

	id	wi	lnl	lsl	ei	ti	qi	t2	q2	t3
1	0	0	26	15	6	0	0	1	1	-3
2	0	2	26	20	4	1	1	2	4	-2
3	0	18	25	23	11	2	4	3	9	-1
4	0	34	25	23	11	3	9	4	16	0
5	1	0	7	2	6	0	0	1	1	-3
6	1	0	23	14	8	1	1	2	4	-2
7	1	3	25	23	11	2	4	3	9	-1
8	1	15	25	23	11	3	9	4	16	0
9	3	0	26	13	5	0	0	1	1	-3
10	3	2	26	23	13	1	1	2	4	-2

图 3-3

注意: 读者必须在创建 SSM 文件之前对第一层和第二层的数据分别按照 ID 进行排序,

对第一层数据文件来说,所有个案必须按照各自第二层的 ID 排序,以保证属于同一个第二层单位的所有第一层样本个案排在一起,然后再用来创建 SSM 文件。

后面第五章将详细演示 HLM 软件所要求的数据结构。

本例中的 ID 和其他变量均为数值型变量。第二层的数据文件 L2.sav 中的部分数据显示如图 3-4, 注意 ID 变量在两个文件中的编码情况。

The screenshot shows the SPSS Data Editor window titled 'L2 - SPSS Data Editor'. The menu bar includes File, Edit, View, Data, Transform, Analyze, Graphs, Utilities, Window, and Help. The toolbar contains various icons for file operations and data manipulation. The data grid shows the following data:

	id	age	voca	bloc	bath
1	0	64	110.00	160	30
2	1	63	92.00	110	20
3	3	68	112.00	100	35
4	4	60	92.00	100	25
5	5	60	100.00	100	25
6	6	65	132.00	100	35
7	8	66	116.00	80	30
8	9	68	106.00	80	32
9	10	64	106.00	110	27

The status bar at the bottom indicates 'SPSS Processor is ready'.

图 3-4

接下来我们就可以开始创建 SSM 文件了,其过程包括下述三个主要的步骤:

第一步,给 HLM 程序提示输入文件的类型和 SSM 的文件类型。

从 HLM 的主窗口打开 File 菜单项,依次选择 SSM→New→Stat package input,操作如图 3-5。

这时会打开 Select SSM type 对话框,可以看到四个选项,由于我们现在是在创建二层结构的 SSM 文件,所以这时选择 HLM2,然后点击 OK (图 3-6)。

接着 Make SSM-HLM2 对话框会打开 (图 3-7)。

第二步,向 HLM 程序提供相应的关于数据、命令和 SSM 文件的信息。

首先,在右上角的 Input File Type 拉出菜单中,选择 SPSS/Windows。

接下来完成界定模型第一层的数据文件。在 Level-1 specification 部分点击 Browse 按钮,此时会打开一个 Open Data File 对话框,你可以在相应的文

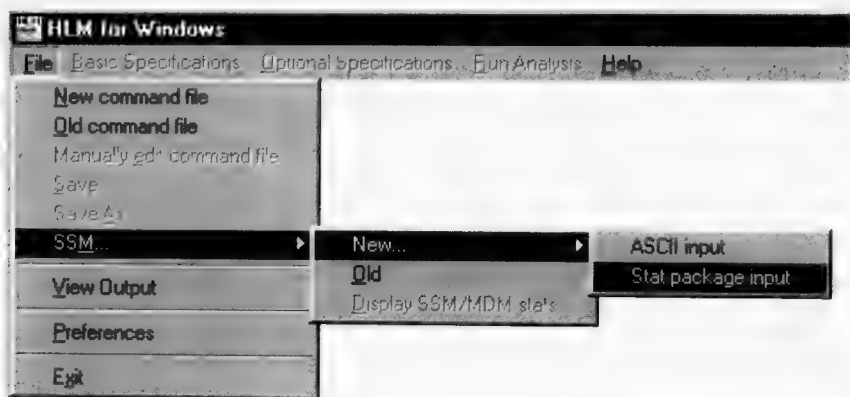


图 3-5

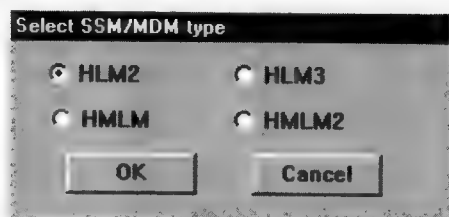


图 3-6

件夹中打开SPSS系统文件 L1.sav。这时 Browse 下方的 Choose Variables 按钮就会激活（由灰色变成黑色）（图 3-8）。

点击 Choose Variables 可以打开 Choose Variables - HLM2 对话框（图 3-9），并通过点击相应的检定框来选择 id 和变量（图 3-10）。要取消选择，就再次点击检定框。如果数据中各层的 ID 变量为字符串变量，则各 ID 在本对话框中的显示为斜体，表明它与数值型变量有区别。点击 OK 之后，回到 SSM - HLM2 对话框。

接下来可以选择对第一层数据中的缺失数据进行处理的方式，如果你的数据有缺失值，就需要选择 Yes 选项，并选择 listwise 的处理方式，本例即选择 listwise 的处理方式。如果需要，读者也可以选择第一层设计的加权信息输入，由于在本例子中没有使用加权，所以相应的选项栏就保持其缺省值。

对第二层数据文件的界定说明，可以先点击 Level - 2 specification 部分的 Browse 按钮，打开一个 Open Data File 对话框。在相应的文件夹内找到第二层

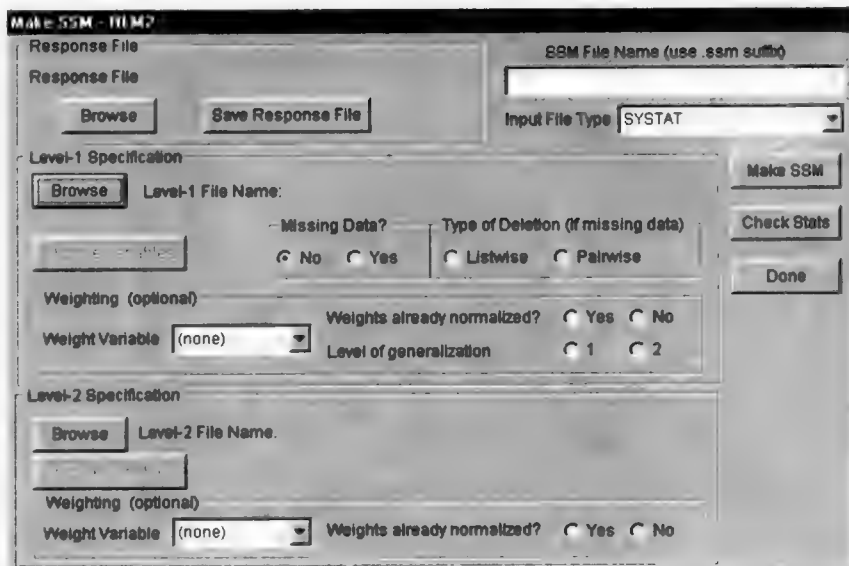


图 3-7

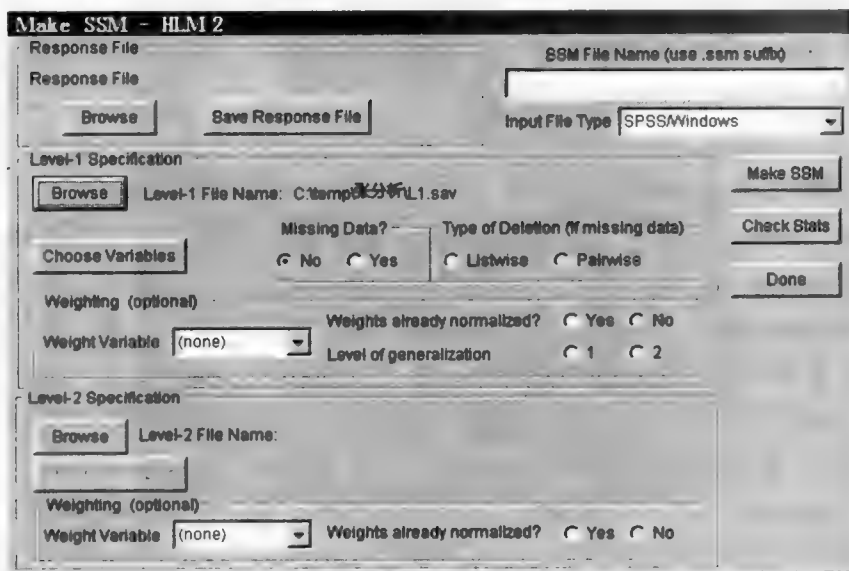


图 3-8



图 3-9



图 3-10

的 SPSS 系统文件 L2.sav，如下所示。选定文件之后，Browse 按钮下面的 Choose Variables 命令也会被激活（图 3-11）。

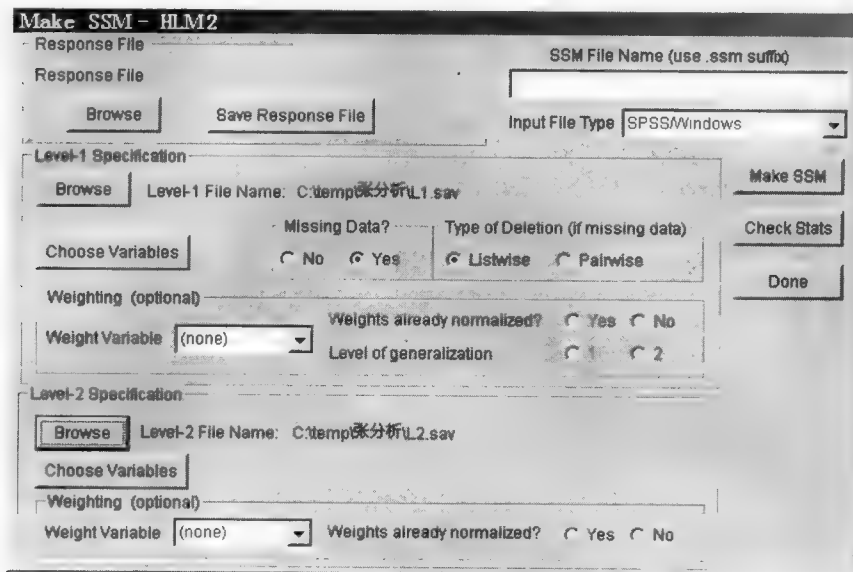


图 3-11

点击 Choose Variables 按钮，打开 Choose Variables - HLM2 对话框（图 3-12），并通过点击相应的检定框来选择 id 和变量。点击 OK 之后，回到 SSM - HLM2 对话框。

如果需要，就输入第二层的加权信息（在本例子中没有使用加权）。注意：第二层的文件操作中并没有提供处理缺失数据的选项，如果读者的第二层数据文件中有缺失值的话，请剔除该有问题的数据或使用有关办法处理缺失值，HLM 软件也提供了处理第二层数据中的缺失值的办法，但比较复杂，本书不再涉及。

接下来，在 Make SSM - HLM2 对话框右上角的 SSM file name 框中输入 SSM 文件名（比如，growth.ssm）。在左上角的 Response File 部分点击 Save Response File 按钮，这时会打开一个 Save Response File 对话框，为反应文件输入一个文件名（比如，growth.rsp），点击 Save 保存该文件，该命令文件保存了所有的输入过程的信息，同时 HLM 也会自动保存另一个名为 createss.rsp 的文件，记录有关文件输入的信息。注意：这些文件对普通读者的统计分析没有太大的用途。

完成上述步骤之后的 SSM - HLM2 对话框如下所示（图 3-13）。

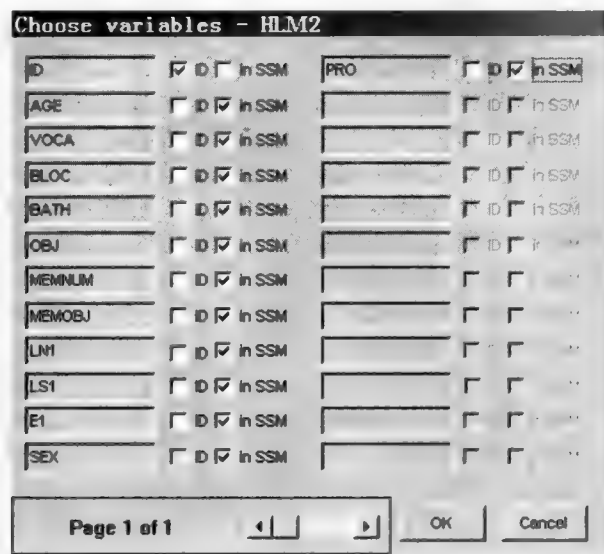


图 3-12

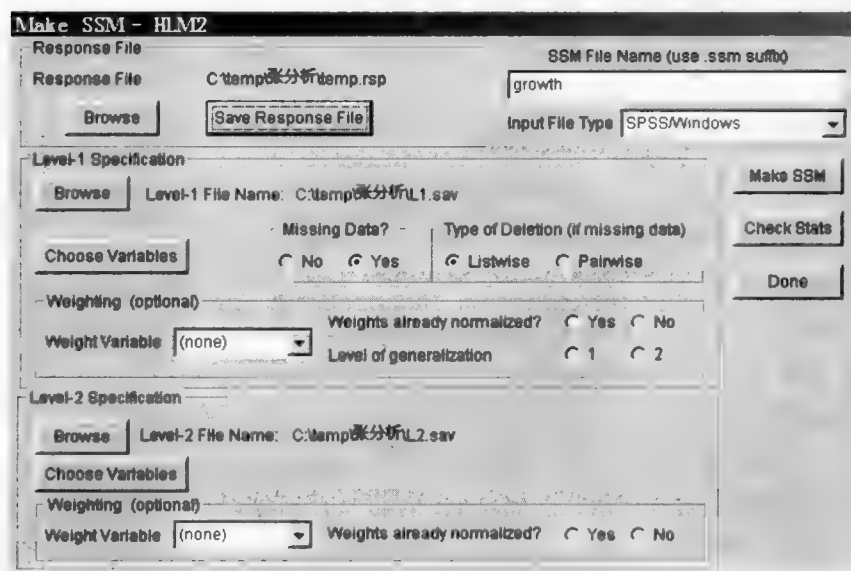


图 3-13

点击右侧的 Make SSM 按钮，以创建 SSM 文件。这时会在屏幕上显示 SSM

文件的创建的过程（图 3-14）。一旦 SSM 文件创建完成，这一屏幕显示就自动关闭。

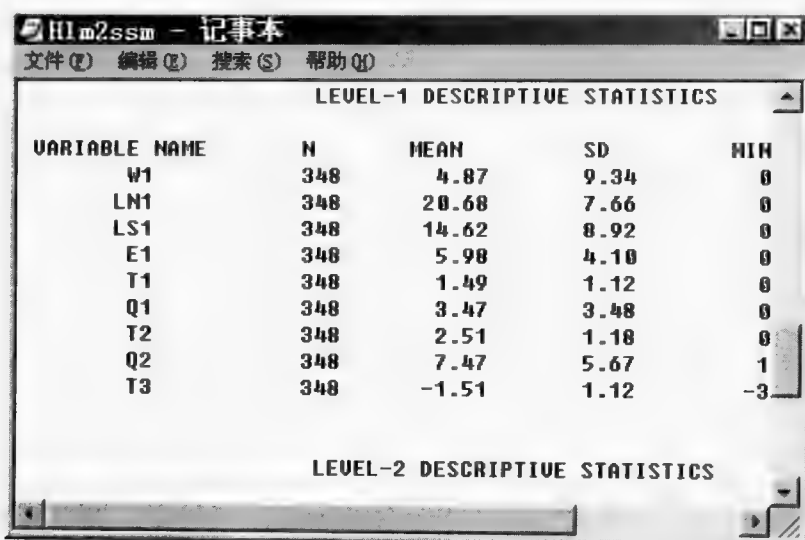


图 3-14

第三步，检查数据是否已经正确读入 HLM 程序中。

点击 SSM-HLM2 对话框中的 Check Stats 按钮，显示并检查对第一层和第二层数据中变量的描述性统计（图 3-15），经检查和确认无误后可以关闭该显示窗。此处显示的信息也被保存到 hlm2ssm.sts 文件中。如果读者通过检查发现这里显示的有关变量的描述性统计与原来的不一样，或者是进入到变量中的各层单元的数量与设想的不同，请一定检查原因，看是否没有对数据进行排序、文件是否错误等，如果发现错误请立即检查用于创建 SSM 文件的 SPSS 原始文件，然后重新创建 SSM 文件。必须保证文件无误才可接受所创建的 SSM 文件，因为以后的多层分析完全依据当前的 SSM 文件进行，而且使用者不能通过 HLM 软件对已经创建好的 SSM 文件中的数据进行检测，如果此时的错误没有被发现并且使用该 SSM 文件作进一步的多层分析，则必定是“将错就错”了。我们认为，对数据文件的操作性较差是 HLM 软件的一个期待改进的地方。

点击 SSM-HLM2 对话框中的 Done 按钮，HLM 程序的窗口会在其标题条处显示所创建 SSM 文件的类型和文件名，并且第一层上的变量也在主窗口的



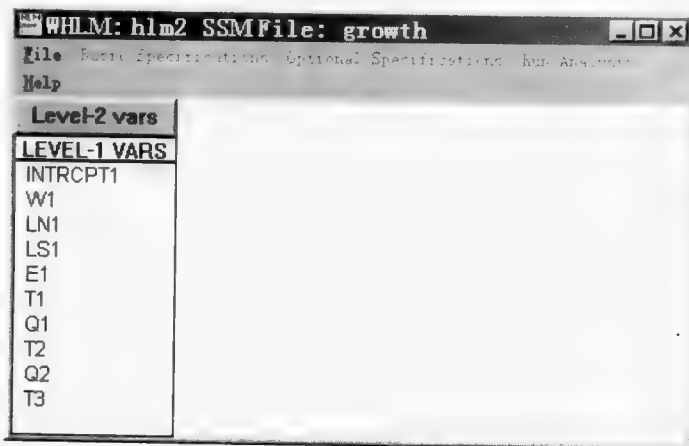
The screenshot shows a window titled "HLM2SSM - 记事本" with a menu bar containing "文件(F)", "编辑(E)", "搜索(S)", and "帮助(H)". The main content area is divided into two sections: "LEVEL-1 DESCRIPTIVE STATISTICS" and "LEVEL-2 DESCRIPTIVE STATISTICS". The Level-1 section contains a table with 5 columns: VARIABLE NAME, N, MEAN, SD, and MIN. The Level-2 section is currently empty.

LEVEL-1 DESCRIPTIVE STATISTICS				
VARIABLE NAME	N	MEAN	SD	MIN
W1	348	4.87	9.34	0
LN1	348	20.68	7.66	0
LS1	348	14.62	8.92	0
E1	348	5.98	4.10	0
T1	348	1.49	1.12	0
Q1	348	3.47	3.48	0
T2	348	2.51	1.18	0
Q2	348	7.47	5.67	1
T3	348	-1.51	1.12	-3

LEVEL-2 DESCRIPTIVE STATISTICS

图 3-15

左侧显示出来 (图 3-16)。



The screenshot shows a window titled "WHLM: hlm2 SSMFile: growth" with a menu bar containing "File", "Basic Specifications", "Optional Specifications", "Run/Analyze", and "Help". The main content area is divided into two sections: "Level-2 vars" and "LEVEL-1 VARS". The Level-1 VARS section contains a list of variables: INTRCPT1, W1, LN1, LS1, E1, T1, Q1, T2, Q2, and T3.

Level-2 vars
LEVEL-1 VARS
INTRCPT1
W1
LN1
LS1
E1
T1
Q1
T2
Q2
T3

图 3-16

现在你就可以以这个 SSM 文件为基础在 HLM 窗口中进一步创建二层的分析模型了。

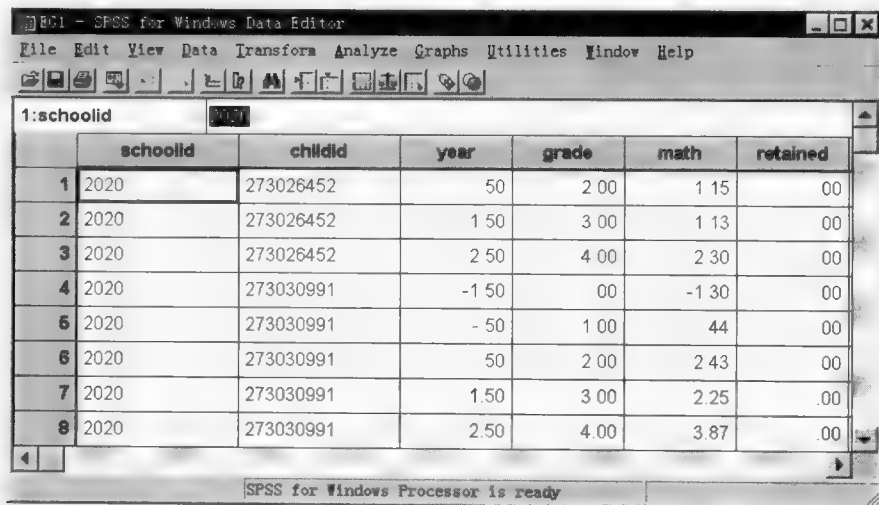
四、利用 SPSS 文件创建三层数据结构的 SSM 文件

要用 SPSS 数据文件创建一个三层数据结构的 SSM 文件,就要求输入的数据有一个第一层的数据文件、一个第二层的数据文件和一个第三层的数据文件。

在本例中用来创建三层数据结构 SSM 文件的 SPSS 数据,包含了对 60 所学校的 1721 名儿童的 724 2 个观察记录,这一观察开始于一年级,之后每年跟踪观察一次,直到六年级。在这里,学校是第三层上的单位,儿童是第二层上的单位。

我们首先来看第一层的文件。

第一层的文件 eg1.sav 是对 1721 名儿童从一年级期末开始,每年一次连续跟踪到六年级所收集的 7242 个观察记录。第一层上的变量有 4 个(不包括学校编号 schoolid 和儿童编号 childid)。前两个儿童的数据如下图所示(图 3-17)。



	schoolid	childid	year	grade	math	retained
1	2020	273026452	50	2 00	1 15	00
2	2020	273026452	1 50	3 00	1 13	00
3	2020	273026452	2 50	4 00	2 30	00
4	2020	273030991	-1 50	00	-1 30	00
5	2020	273030991	- 50	1 00	44	00
6	2020	273030991	50	2 00	2 43	00
7	2020	273030991	1.50	3 00	2.25	.00
8	2020	273030991	2.50	4.00	3.87	.00

图 3-17

这里列出了 8 个记录,包括第一个儿童的 3 个记录和第二个儿童的 5 个记录。在该数据库中,比较典型的是,每一个儿童通常有 4、5 个记录,最多的是 6 个。数据文件中的第一个 id 是第三层(即学校)上编号的,第二个 id 是第二层(即儿童)上的编号。我们可以看到,第一个记录表明它是来自编号为 2020 的学校,该儿童在该学校的编号为 273026452。注意,该名儿童有 3 个记录,因为该儿童总共只接受 3 次观测。在两个 id 之后的是儿童在 4 个变量上的值:

- year (学习年限减 3.5): 这一变量可能的取值是 -2.5、-1.5、-0.5、0.5、1.5 和 2.5, 分别代表 6 年中各次的数据收集时间。
- grade: 儿童接受测试时所在年级水平减 1.0。因此, 它为 0 时是在一年级, 1.0 是在二年级, 依此类推。
- math: 根据项目反应理论编制的量表所测得的数学成绩。
- retained: 是一个标识变量, 反映儿童是否在某一年级留级了 (1 = 留级, 0 = 没有)。

我们可以看到, 编号为 2020 的学校中编号为 27306452 的儿童, 在 year 变量上的值是 0.5、1.5 和 2.5。显然, 该儿童没有参与前 3 次的数据收集 (因为我们在 year 变量上看不到 -2.5、-1.5 或者 -0.5 的取值), 但是有后 3 次观测的数据。我们也可以看到, 该儿童在整个过程中, 并没有留级, 因为其 grade 变量上的值每年都递增 1, 并且在任何一年 retained 变量的取值都为 0。该儿童的 3 个 math 分数 (1.15, 1.13, 2.30) 显示, 在 year 变量取值为 0.5 到 1.5 期间没有增长。很巧的是, 第二个儿童 (编号为 2020 的学校中编号为 273030991 的儿童) 的时间系列记录在同一测验中显示了相似的模式。

注意: 第一层和第二层文件的数据排序, 必须保证按照第三层的 id 和第二层的 id 以及第一层 id 的顺序进行, 如果不进行这种镶嵌结构的分类排序, 就会生成错误的 SSM 文件, 后面将具体讲解数据排序的方式和格式。

接下来我们看看第二层的数据文件。

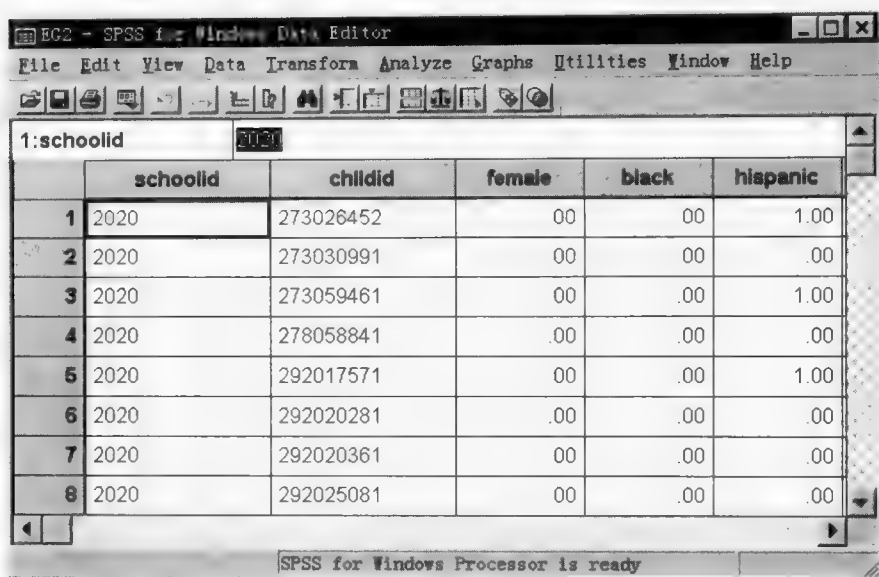
在本例中, 第二层上的单位是 1721 名儿童, 其数据保存在 eg2.sav 文件中。下面列出了前 8 个儿童的第二层上的数据。首先是学校编号 schoolid, 其次是儿童编号 childid。注意, 前 8 个儿童都是属于编号为 2020 的学校的。这里有 3 个变量:

- female: 1 = 女, 0 = 男。
- black: 1 = 非洲后裔美国人, 0 = 其他。
- hispanic: 1 = 西班牙裔美国人, 0 = 其他。

我们可以看到, 其中编号为 273026452 的儿童是一个西班牙裔的男孩 (female=0, black=0, hispanic=1) (图 3-18)。

再看第三层的数据文件。

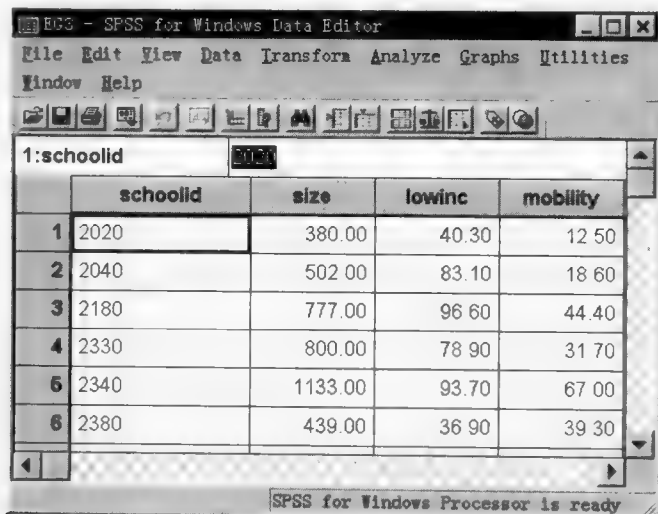
在本例中, 第三层上的单位是 60 所学校, 下面显示的是前 6 所学校的数



	schoolid	childid	female	black	hispanic
1	2020	273026452	00	00	1.00
2	2020	273030991	00	00	.00
3	2020	273059461	00	.00	1.00
4	2020	278058841	.00	.00	.00
5	2020	292017571	00	.00	1.00
6	2020	292020281	.00	.00	.00
7	2020	292020361	00	.00	.00
8	2020	292025081	00	.00	.00

图 3-18

据。整个数据保存在 eg3.sav 文件中，左侧第一个是学校编号 schoolid，这里有 3 个第三层的变量（图 3-19）：



	schoolid	size	lowinc	mobility
1	2020	380.00	40.30	12.50
2	2040	502.00	83.10	18.60
3	2180	777.00	96.60	44.40
4	2330	800.00	78.90	31.70
5	2340	1133.00	93.70	67.00
6	2380	439.00	36.90	39.30

图 3-19

- size, 学校学生总人数。
- lowinc, 来自低收入家庭的学生所占的比例。
- mobility, 在一个学年中由于搬家而离开原学校的学生比例。

我们可以看到, 编号为 2020 的学校有 380 名学生, 其中 40.3% 为低收入家庭, 搬家离开的比例为 12.5%。

综合起来看, 该多层数据在第一层上有 4 个变量、在第二层上有 3 个变量、在第三层上有 3 个变量。注意, id 变量没有计算在内。一旦你确定了两套 id、每一个文件中的变量数、变量名以及文件名, 就可以通过前面创建二层水平的 SSM 文件类似的 3 个步骤, 来创建三层水平的 SSM 文件了。首先我们要让 HLM 程序知道输入文件是 SPSS 系统文件, 并且 SSM 文件是一个 3 层水平的文件, 然后给 HLM 程序提供相应的数据信息, 注意, 这里的 3 个文件是通过第二层上的 id 和第三层上的 id 来联系的。

此外, HLM 程序只能处理第一层上的缺失数据, 其中可以使用的选项与 HLM2 中所演示的相同。与 HLM2 一样, HLM3 在最高水平 (第三层) 上对具有缺失数据的个案样本以 listwise 方式删除。如果 HLM3 在第二层上遇到缺失数据, 它会输出错误警示信息。在使用 SPSS 时, 最好用系统缺省值来标识缺失数据, 这可以最大限度地减少创建 SSM 文件过程中的错误。同样要注意的是, 对三层数据进行处理程序只在第一层上可以进行加权设计。

此外, 此处的反应文件 (文件名为 egspss.rsp) 包含了用 eg1.sav、eg2.sav 和 eg3.sav 来创建 SSM 文件 eg.ssm 的过程记录。在下面第一个图中, 显示了用以创建 SSM 文件的对话框 (图 3-20)。第二个图显示的是使用第一层数据文件 eg1.sav 时的 Choose variables - HLM3 对话框 (图 3-21)。注意, 与 HLM2 中的例子一样, 在建构了 SSM 文件之后, 用户应该检查 SSM 文件中数据的描述性统计结果, 以便检查一下数据是否已经恰当地读入了 HLM 程序。

在本例中, 学校 id 和儿童 id 是字符串变量, 因此不能用作 “in SSM”, 只能是 “L3id” 或者 “L2id” (level 3 id 和 level 2 id 的简写)。一般情况下, 在使用 SPSS 时, id 既可以是数值型变量, 也可以是字符串变量。

尽管 HLM 软件可以直接读入 ASCII 格式的文件, 此处我们就不再演示如何用 ASCII 文件创建 SSM 文件了, 因实际的数据分析中我们要先用 SPSS 等软

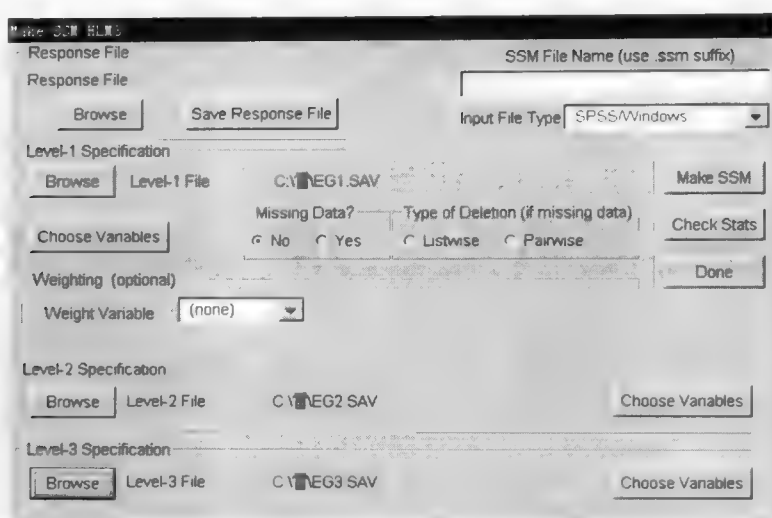


图 3-20

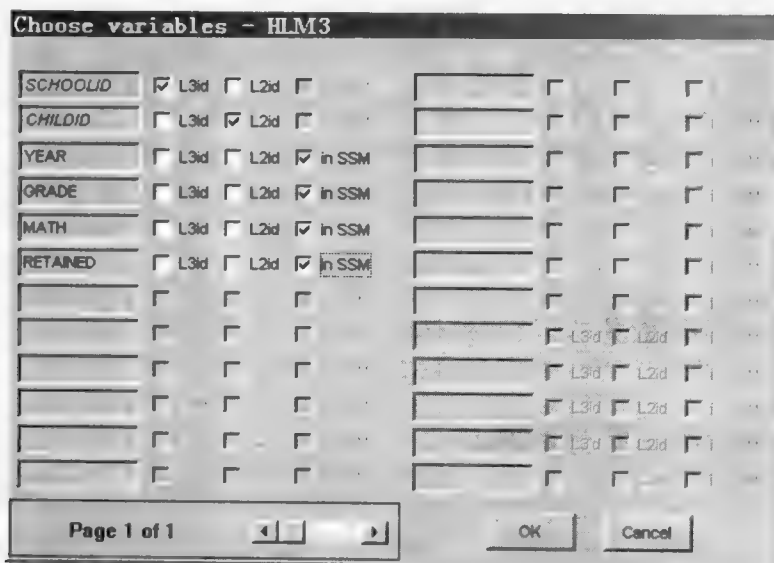


图 3-21

件对数据进行检查等初步操作，然后直接用 SPSS 或 SAS 系统文件创建 SSM 文件就可以了。前面我们已经提到用 ASCII 文件创建 SSM 文件时的一点注意事项，有兴趣的读者可自己尝试用 ASCII 文件创建 SSM 文件的过程。

第四章

二层线性模型应用：组织模型

本章结合一个关于儿童社交行为的研究课题，演示如何利用 HLM 软件分析二层结构的数据，以及如何对结果进行整理分析。本章在内容安排上，首先介绍该研究的背景、研究假设、研究步骤、结果整理和结果分析，然后结合研究结果中的内容，逐个演示每个结果是通过什么样的模型得到的，用 HLM 软件建构这些模型的命令过程，怎样查看输出结果等。通过本章的演示，读者基本可以掌握如何用 HLM 软件处理自己研究中常用的二层分析数据和对处理结果进行相应的分析。

一、研究概述

1. 研究背景和问题的提出

有关研究发现，学生的亲社会领导行为和社交地位间的关系比较稳定，但攻击和退缩表现与社交地位间的关系则有较大程度的变异。为什么同样的行为在不同研究中的表现会有不同的结果呢？针对这个问题，本研究假定儿童互动的社交环境改变、影响了某些社交行为，使得同样的行为在不同的社交环境中有不同的含义并导致了不同的行为后果。在儿童互动的众多环境中，本研究只关注班级环境，因为班级是当今学龄儿童交往的主要场所。

常用的测量儿童同伴关系的同伴提名法没有考虑到班级效应, 班内同伴提名结果造成的个体之间的差异可能没有反映存在于不同班级之间的既有差异。班级环境的有关变量中, 班主任老师的理念和行为直接影响班级社交环境的标准和期望值的设定, 例如老师对班级管理有不同的概念, 对不同行为有不同的偏好, 而学生往往能够准确感知到这些差异的存在并且尽可能与老师保持一致。儿童在班级内不仅要与其他同学磨合, 也要留意和遵从老师的期望和看法, 因为不同班级里老师的观念不同, 同样的行为表现在不同班级中也就可能有不同的后果, 严厉的老师 and 宽容的老师传达给学生的是不同的信息, 从而影响学生的社交适应策略。

本研究要考察老师的行为和观念对儿童在班级内交往活动的影响, 假定老师关于儿童攻击和退缩行为的观念与对学生的关心和支持的行为影响学生对攻击、退缩的感知, 影响攻击、退缩和同伴接受、自感社交能力之间的关系。

2. 研究假设

本研究根据所关心的问题提出以下研究假设:

- (1) 老师反对攻击行为的态度对学生攻击行为和同伴接受之间的关系有负面影响, 能削弱儿童退缩和自感社交能力之间的负向关系, 能影响儿童攻击行为和自感社交能力之间的关系。
- (2) 老师对退缩的通情 (empathy) 态度能削弱儿童退缩和自感社交能力之间的负向关系, 影响社交退缩和同伴接受之间的关系。
- (3) 老师的亲切 (warmth) 态度能削弱儿童退缩和自感社交能力之间的负向关系, 削弱学生攻击行为和同伴接受之间的负向关系, 加强学生攻击行为和自感社交能力之间的联系, 影响社交退缩和同伴接受之间的关系。对学生的亲社会领导行为与自感社交能力、同伴接受之间的关系, 老师的影响作用将会非常小, 因为现有的研究多发现亲社会领导行为与同伴关系等之间的关系在不同班级间的变异程度很小。

3. 资料收集

被试来自我国东北某省随机选取的 82 个中学班, 其中 52% 的班级为初中三年级, 初中二年级和初中一年级的班级各占 24%, 所选班级的班主任老师和

学生都参加测试。最后收到 4655 份有效学生答卷, 占所参加班级学生总数的 90%; 学生的平均年龄为 15.08 岁 (标准差为 1.23), 女学生数占 51%, 老师的平均年龄为 34.76 岁 (标准差为 6.31), 平均教龄为 12.9 年 (标准差为 6.84), 女老师占老师参加人数的 93%。实际调查中的研究变量比较多, 本章内容仅仅涉及到上述假设中提到的有关变量, 其中第一层 (学生) 上的变量为:

- (1) ZFD: 同伴接受的变量名, 儿童在班级的花名册中标出谁是自己的朋友, 每个儿童在班级中被选择的次数为同伴接受的指标;
- (2) ZSOC: 自感社交能力的变量名, 用自我感受量表测试得到的儿童对自己社交能力感受的指标;
- (3) ZLEAD: 亲社会领导行为的变量名, 儿童在同伴提名问卷中的亲社会领导行为条目上被提名的总次数, 后面简称为“亲社会领导”;
- (4) ZSHY: 社交退缩的变量名, 儿童在同伴提名问卷中的社交退缩条目上被提名的总次数, 后面简称为“退缩”;
- (5) ZBUL: 攻击行为的变量名, 儿童在同伴提名问卷中的攻击行为条目上被提名的总次数, 后面简称为“攻击”。

为均衡班级人数差异, 我们把同伴接受、亲社会领导行为、社交退缩和攻击行为变量的原始提名结果以班级为单位转化成了 Z 分数。

第二层 (老师) 上的变量为:

- (1) ZSHYT1: 老师对退缩的同情 (empathy) 态度, 是教师风格问卷中的一个分测验结果, 主要指老师对受欺负的、退缩的、害羞的学生的关心、爱护、支持等, 后面简称为“老师对退缩的态度”;
- (2) ZBULT: 老师对攻击的反对态度, 是教师风格问卷中的一个分测验结果, 主要指老师对攻击性学生的态度和攻击行为的负向看法, 后面简称为“老师对攻击的态度”;
- (3) ZWARMT: 老师对学生的亲切 (warmth) 态度, 是教师风格问卷中的一个分测验结果, 主要指老师关心学生、尊重学生等, 后面简称为“老师亲切”。

4. 研究结果

分析时首先建立的随机回归模型中没有包括第二层自变量, 只对学生层面

的变量进行分析, 分析结果见表 4-1。

表 4-1 不包括第二层变量的随机回归结果

	回归系数和显著性检验			方差成分和显著性检验	
	回归系数	标准误	T 检验	方差成分	χ^2 检验
(因变量) 自感社交能力					
攻击	0.0131	0.0188	0.694	0.0053	114.20**
退缩	-0.2662	0.0214	-12.47**	0.0149	145.69**
亲社会领导	0.1759	0.0132	13.32**	0.0008	79.35
(因变量) 同伴接受					
亲社会领导	0.3329	0.0182	18.33**	0.0134	156.02**
攻击	-0.0726	0.0194	-3.74**	0.0106	135.26**
退缩	-0.2351	0.0171	-13.75**	0.0095	133.22**

* $P < 0.05$, ** $P < 0.01$

表 4-1 显示了分别用同伴接受和自感社交能力做因变量, 自变量都是亲社会领导行为、社交退缩和攻击行为的两个分析结果, 除了允许各个自变量的回归系数在班级间(第二层)随机变化外, 所建立的回归模型与研究中通常报告的普通多元回归模型一样。对同伴接受和自感社交能力这两个因变量来说, 亲社会领导行为是一个显著的正向预期因子, 回归系数 β 分别是 0.3329 和 0.1759, 社交退缩是一个显著的负向预期因子, 回归系数 β 分别是 -0.2351 和 -0.2662。攻击行为显著地负向预期同伴接受($\beta = -0.0726, P < 0.01$), 但对自感社交能力的正向预期作用不显著($\beta = 0.0131, P < 0.05$)。

表 4-1 也提供了每个变量的回归效应在各个班级之间的变异信息。就同伴接受做因变量的回归分析来说, 亲社会领导行为、攻击行为和社交退缩的回归系数(斜率)随班级的不同而不同。表 4-1 里的 χ^2 检验结果显示了这些回归系数的班级变异程度。例如攻击对同伴接受的总体回归结果为 -0.0726, 也就是说在保持其他变量恒定的情况下, 攻击变量每增加一个单位, 同伴关系就平均减少 0.0726 个单位, 但具体到每个班级来说减少的数量则可能有大小和变化

方向上的差异, 因为 χ^2 检验结果显示攻击行为回归系数的方差成分达到显著水平 ($0.0106, P < 0.01$), 提示攻击行为的回归系数在不同班级之间有明显的变异。社交退缩和攻击行为对自感社交能力的影响在不同班级间也有很大程度的变异, 但亲社会领导行为对自感社交能力的影响效果在各个班级之间的变异不明显 ($\chi^2 = 79.35, P > 0.05$), 这一结果显示亲社会领导行为在不同班级内对自感社交能力的正向影响高度相似或相同, 说明它不依赖于班级文化环境; 具有亲社会领导行为表现的儿童对自己的社交能力有正向的感知, 该结果也提示在进一步的分析中我们可不再考虑学生亲社会领导行为对学生自感社交能力的影响在不同班级之间的变异而构建相应的模型方程。

以表 4-1 中 χ^2 检验显著的回归系数做因变量, 用老师的有关变量做自变量建立班级层面上的回归方程来解释班级之间的变异, 有关分析结果见表 4-2。前面的分析显示亲社会领导行为对自感社交能力的影响没有显著的班级变异, 注意此处的分析就没有用老师的变量来预测这种关系。

表 4-2 老师变量对学生水平回归系数的影响结果

	回归系数	标准误	T 检验
自感社交能力（自感）			
（自感，学生层的因变量）			
攻击—自感斜率	0.0131		
老师对退缩的态度	0.0377	0.0162	2.32 *
老师对攻击的态度	0.0371	0.0159	2.32 *
退缩—自感斜率	-0.2662		
老师对退缩的态度	0.0314	0.0171	1.83
老师对攻击的态度	0.0461	0.0224	2.05 *
亲社会领导—自感斜率	班级间变异不显著，没有构建第二水平的方程		
同伴接受（同伴）			
（同伴，学生层的因变量）			
亲社会领导—同伴斜率	0.3329		
老师亲切	-0.0140	0.0160	-0.87

续表

	回归系数	标准误	T 检验
攻击—同伴斜率	-0.0726		
老师亲切	0.0055	0.0161	0.34
老师对攻击的态度	-0.0024	0.0200	-0.12
退缩—同伴斜率	-0.2351		
老师亲切	0.0384	0.0172	2.23*
老师对退缩的态度	-0.0032	0.0123	-0.26

* $P < 0.05$, ** $P < 0.01$

如何对二层结构的多层模型运算结果进行分析,可以参照下面的一些实用经验,当某个第二层变量的系数和相应第一层的系数符号相同时,说明该第二层变量能加强第一层上该系数所示的关联强度,加强的方向与系数符号所表示的方向一致。当两层系数符号相反时,则说明该第二层变量削弱影响第一层上该系数所示的关联强度,但影响方向与第一层系数的符号所表示的方向相反。

另一个有关多层模型运算结果的技术特征是有关系数和方差成分的最后估计结果数值,特别是第二层的参数估计结果,尽管有显著性的实际意义,但具体数值看起来非常小,这是因为不同层变量的测量单位不同所致。第二层的某变量每变化一个单位,在其他变量恒定的情况下,第一层上相应的回归斜率或截距就变化“该第二层变量的系数值”个单位。例如,老师对攻击的反对态度每增加一个单位,攻击行为对学生自感社交能力的影响(斜率)就增加 0.0371 个单位。如前所述,本研究中第一层变量全部转化为标准分数参与计算,第二层老师的变量采用原始测量单位,比学生变量的测量单位大很多,结果显示第二层的系数尽管有显著的实际意义,但具体数值非常小。本例共有 82 个第二层单元,不至于因为样本量过大而造成计算结果达到统计学意义的显著水平但没有实际价值,基于此,我们报告结果时保留了小数点后面 4 位小数,我们的做法与多数用 HLM 进行分析的研究所报告的形式一致。

表 4-1、表 4-2 的结果支持有关教师对退缩态度的假设,老师对社交退缩的通情态度对退缩和同伴接受之间的负向关系($\beta = -0.2351$)影响不大

($\beta = -0.0032, t = -0.26$)。就自感社交能力来说,老师反对攻击行为的态度($\beta = 0.0371, t = 2.32$)正向预期学生攻击行为和自感社交能力之间的关联($\beta = 0.0131$),看起来老师对攻击行为的负向态度使攻击性儿童对他们的自我感觉更好。老师对社交退缩的通情态度,对攻击和自感社交能力关系的影响与反对攻击的态度的影响相似,老师对社交退缩的通情态度也使攻击性儿童对他们的自我感觉更好($\beta = 0.0377, t = 2.32$)。老师反对攻击的态度($\beta = 0.0461, P < 0.05$)可以削减社交退缩和自感社交能力之间的负向联系($\beta = -0.2662$),也就是说如果班主任老师反对攻击,则该班级中的退缩儿童在社交互动中对自己的社交能力有更好的感觉。与前面的假设相符合,老师的亲切能明显削减退缩儿童的同伴拒绝($\beta = 0.0384, P < 0.05$)。与假设相符合,亲社会领导行为较少受老师变量的影响,其与同伴接受之间的关系受老师亲切的影响不大($\beta = -0.0140, t = -0.87$)。

表4-3显示了老师变量对不同变异所解释的方差比例,攻击和自感社交能力的关系在不同班级间的变异有13.21%被老师对攻击行为的态度变量解释掉,退缩和同伴接受之间的关系有11.58%被老师对退缩的通情态度所解释,但也发现老师对攻击的反对态度无助于解释攻击和同伴接受之间的关系在不同班级间的变异;老师的亲切对解释亲社会领导行为和同伴接受关系的变异也没有太大的作用,只能解释掉原来方差的0.75%。

表4-3 老师变量所解释的方差成分和比例

	原始方差	条件方差	解释的方差
自感社交能力(自感)			
截距	0.0542	0.0541	0.18%
攻击—自感斜率	0.0053	0.0040	13.21%
退缩—自感斜率	0.0149	0.0144	3.36%
同伴接受(同伴)			
截距	0.2193	0.2191	0.00%
亲社会领导—同伴斜率	0.0134	0.0133	0.75%
攻击—同伴斜率	0.0106	0.0119	-12.26%
退缩—同伴斜率	0.0095	0.0084	11.58%

二、不包括第二层预测变量的二层模型

接下来我们就演示根据表 4-1 中的结果，如何建立相应的多层结构模型得到这些结果，如何用 HLM 软件建构有关模型和进行运算分析等。

1. 模型描述

表 4-1 中显示的是用学生的攻击、退缩、亲社会领导行为作为自变量，分别用学生的自感社交能力和同伴接受作为因变量建立的不包括第二层预测变量的二层随机回归模型结果，具体构建的模型方程如下：

首先，因变量为自感社交能力的模型：

模型第一层的方程为：

$$ZSOC = \beta_0 + \beta_1 (ZLEAD) + \beta_2 (ZBUL) + \beta_3 (ZSHY) + r$$

模型第二层的方程为：

$$\beta_0 = \gamma_{00} + \mu_0$$

$$\beta_1 = \gamma_{10} + \mu_1$$

$$\beta_2 = \gamma_{20} + \mu_2$$

$$\beta_3 = \gamma_{30} + \mu_3$$

其次，因变量为同伴接受的模型：

模型第一层的方程为：

$$ZFD = \beta_0 + \beta_1 (ZLEAD) + \beta_2 (ZBUL) + \beta_3 (ZSHY) + r$$

模型第二层的方程为：

$$\beta_0 = \gamma_{00} + \mu_0$$

$$\beta_1 = \gamma_{10} + \mu_1$$

$$\beta_2 = \gamma_{20} + \mu_2$$

$$\beta_3 = \gamma_{30} + \mu_3$$

注意此时每个模型的第二层方程中都没有具体的自变量（老师层的变量）。

2. 创建命令文件

在创建上述模型的命令文件之前，必须已经建立好了相应的 SSM 文件，本例所用的 SSM 文件已经附在书后面的光盘里，读者直接调用即可。启动 HLM 程序后，在 HLM 主窗口调用 File 菜单里的有关选项（图 4-1）。

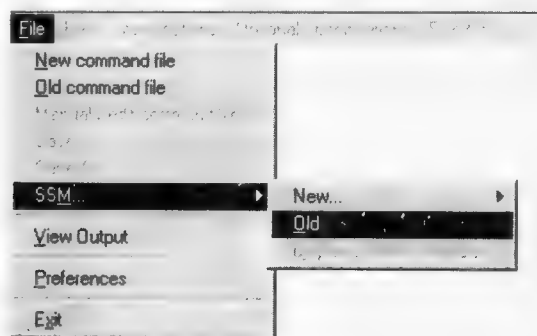


图 4-1

从弹出的对话框找到我们已经建立好的 SSM 文件 LZB.SSM 并单击打开按钮（图 4-2）。

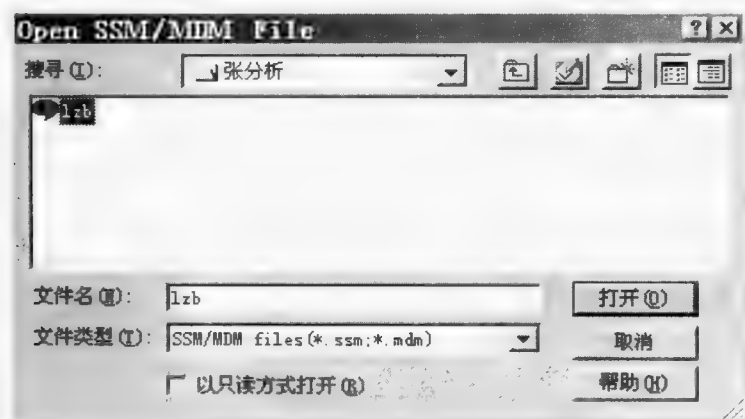


图 4-2

打开文件后 HLM 主窗口显示如图 4-3 所示。

要建立以同伴接受（ZFD）为因变量的模型，首先用鼠标单击图 4-3 所示窗口中的 ZFD 变量名，在弹出的下拉菜单中（图 4-4）单击 Outcome variable

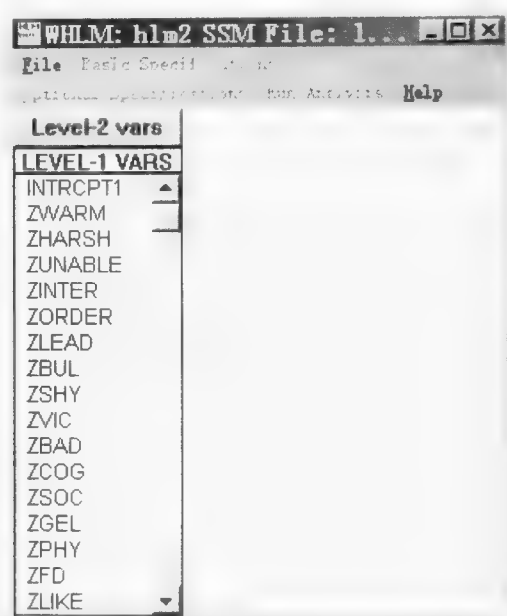


图 4-3

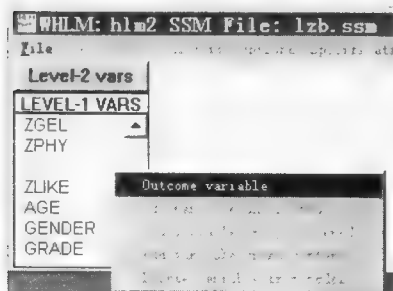


图 4-4

选项，窗口随即显示出一个不包括任何自变量的基本二层模型（图 4-5）。

因为学生的攻击、退缩和亲社会领导行为是第一层方程上的自变量，我们下面就把这些变量逐一添加到模型第一层的方程中去。单击窗口中的变量名 ZLEAD，在弹出的下拉框中选择 add variable group centered（图 4-6）。

选择结束后 HLM 主窗口的模型显示如图 4-7 所示。

注意模型第一层方程中包括了自变量 ZLEAD，模型第二层方程中也增加

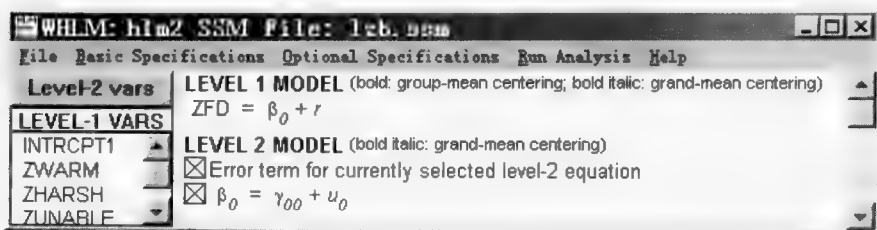


图 4-5

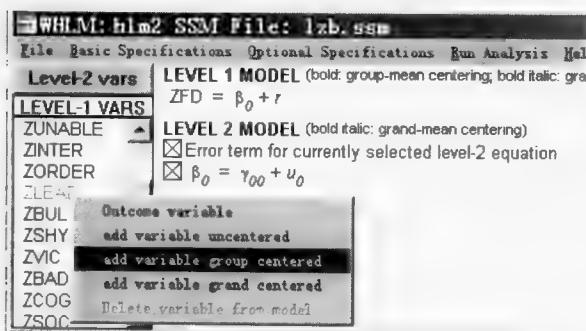


图 4-6

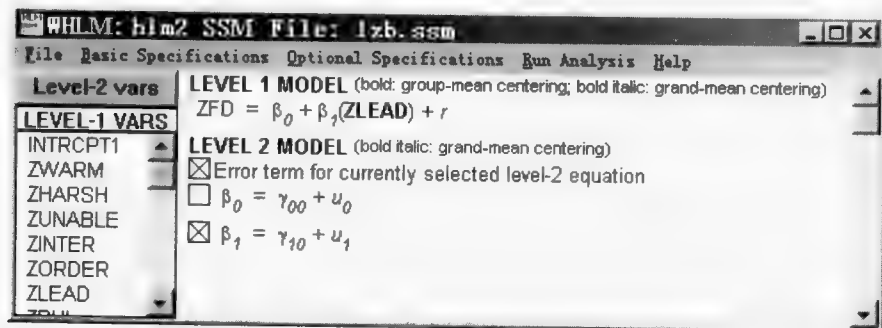


图 4-7

了一个新方程: $\beta_1 = \gamma_{10} + \mu_1$, 该方程表示 ZLEAD 的系数 β_1 被设定为在不同班级之间随机变化, 我们此时还没有构建任何第二层的自变量来预测 β_1 的变化。用同样的方法把 ZBUL 和 ZSHY 添加到模型中去, 此时的模型显示如图 4-8 所示。

这样我们就完成了对以同伴接受为因变量的模型的构建过程。在执行运算之前, 请先把建立当前模型的命令保存起来供以后直接调用, 单击主窗口 file

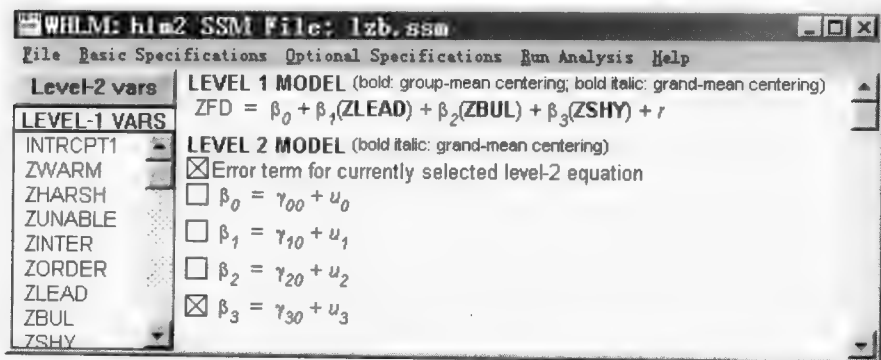


图 4-8

菜单项里的Save as选项，在弹出的对话框中设定文件保存的位置和文件名，然后单击“保存”按钮（图 4-9）。



图 4-9

保存好刚才建模所用的命令后，就可以单击 HLM 窗口中的 Run Analysis 菜单项执行运算命令。单击 Run Analysis 菜单项，弹出的窗口（图 4-10）中显示的是迭代计算过程。

计算过程结束后，该窗口自动消失，窗口中显示的内容会作为输出结果的一部分在结果输出（output）窗口中显示。单击 HLM 主窗口 File 菜单项中的 View Output 选项（图 4-11），新弹出的窗口显示的就是本次运算的结果（图 4-12），读者可把结果保存起来供以后分析用。

建立以自感社交能力（ZSOC）为因变量的模型过程与上述过程类似，模



图 4-10

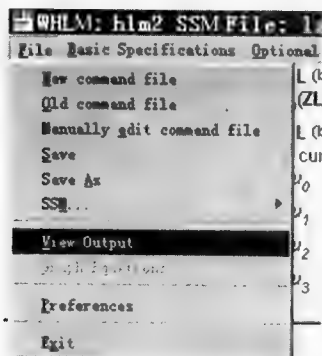


图 4-11

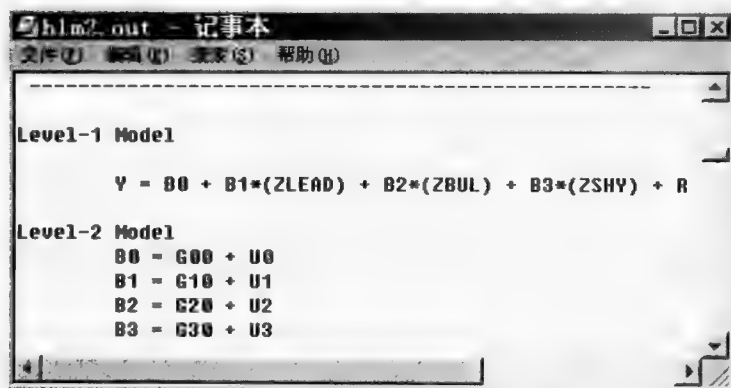


图 4-12

型构建完成后HLM主窗口显示如图4-13所示。读者注意要用另外的文件名字保存构建新模型的命令，同时也注意用另外的文件名保存新模型的结果输出。

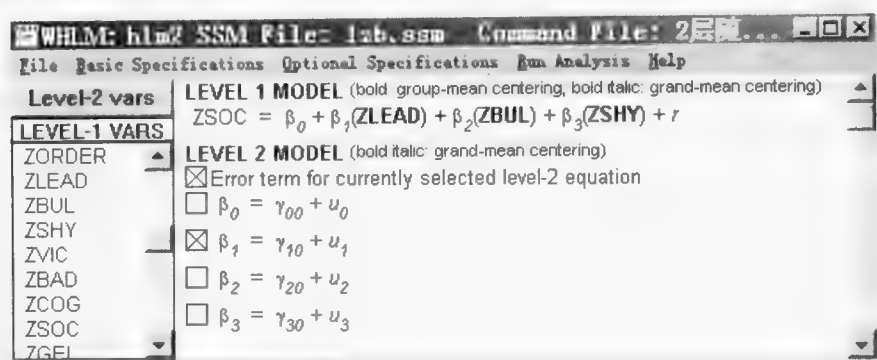


图 4-13

3. 结果解释

因为 HLM 软件迄今为止还没有中文版本，因此输出结果全部以英文显示，好在结果输出里面没有生僻英文单词，最复杂的也只是方差、协方差之类的词汇，普通读者看懂结果输出应该没有任何问题，并且输出结果中有很多内容对普通读者来说没有太大实用价值，可以忽略。另外也请读者注意，我们可以用汉语变量名字建构模型，这样更有利于普通读者使用，结果输出中的变量名全部以汉语显示，第五章我们将演示变量名为汉语的情况。下面就是以同伴接受为因变量的模型运算结果，我们同时作简单解释。

Program: HLM 5 Hierarchical Linear and Nonlinear Modeling
 Authors: Stephen Raudenbush, Tony Bryk, & Richard Congdon
 Publisher: Scientific Software International, Inc. (c) 2000
 techsupport@ssicentral.com
 www.ssicentral.com

Module: HLM2S.EXE (5.04.21205.1)
 Date: 30 January 2002, Wednesday
 Time: 14:45:28

SPECIFICATIONS FOR THIS HLM2 RUN

Wed Jan 30 14:45:28 2002

以上内容说明所用软件的名称、作者和发行公司、技术支持的联系 EMAIL 地址、公司的网站地址和本次运算的时间等。

Problem Title: NO TITLE

The data source for this run = C: \ TEMP \ 张分析 \ LZB.SSM

The command file for this run= C: \ temp \ 张分析 \ 2 层随机回归模型 .hlm

Output file name = C: \ temp \ 张分析 \ hlm2.out

The maximum number of level - 2 units = 82

The maximum number of iterations = 100

Method of estimation: restricted maximum likelihood

以上显示有关文件的存放位置, 模型各个层面上的单元个数, 程序默认的最大迭代次数被预设定为 100, 如果程序运行了 100 次迭代后发现模型不能收敛, 就会自动询问使用者是否继续运行程序, 通常情况下在屏幕提示符号后面键入“y”并敲回车键即可, 如果程序无限运行下去, 则同时按下 Ctrl 和 C 键即可终止程序运行。模型运算所用的参数估计方法为限制性极大似然估计 (restricted maximum likelihood)。

Weighting Specification

	Weighting?	Weight Variable	
		Name	Normalized?
Level 1	no		no
Level 2	no		no

对变量的加权情况描述, 本次运算没有对参与计算的变量值进行加权处理。
The outcome variable is ZFD

指明模型中因变量名是同伴接受 ZFD。

The model specified for the fixed effects was:

Level - 1 Coefficients	Level - 2 Coefficients
INTRCPT1, B0	INTRCPT2, G00
* ZLEAD slope, B1	INTRCPT2, G10
* ZBUL slope, B2	INTRCPT2, G20
* ZSHY slope, B3	INTRCPT2, G30

‘ * ’ - This level - 1 predictor has been centered around its group mean.

模型中固定部分的信息描述，本例中第一层的固定部分有 4 个参数：截距项 B0 和斜率系数 B1、B2 和 B3；第二层的固定部分也有 4 个系数，分别是截距项 G00、G10、G20 和 G30。

The model specified for the covariance components was:

Sigma squared (constant across level - 2 units)

Tau dimensions

INTRCPT1

ZLEAD slope

ZBUL slope

ZSHY slope

对模型随机部分的信息描述，当前模型中第一层上的随机变异为 σ^2 ，第二层的变异包括第一层的截距 INTRCPT1 和各个斜率系数在第二层上的变异 τ 。

Summary of the model specified (in equation format)

Level - 1 Model

$$Y = B0 + B1 * (ZLEAD) + B2 * (ZBUL) + B3 * (ZSHY) + R$$

Level - 2 Model

$$B0 = G00 + U0$$

$$B1 = G10 + U1$$

$$B2 = G20 + U2$$

$$B3 = G30 + U3$$

模型中各层方程的表达式。B0 是模型第一层方程的截距 β_0 ，因为学生层的变量进入方程时都以班级平均数为准来定位，因此此时的 β_0 也是同伴接受分数的每个班级的平均数， γ_{00} 是同伴接受分数在全体班级中的平均数值，B1、B2、B3 是方程的系数 β_1 、 β_2 和 β_3 。R 是第一层的随机项 r ，表示第一层方程中未被当前自变量解释的残差变异，第一层的截距和斜率系数在模型的第二层又变成了各个方程的因变量，G00、G10、G20 和 G30 分别是第二层方程的截距 γ_{00} 、 γ_{10} 、 γ_{20} 、 γ_{30} ，其中 γ_{10} 、 γ_{20} 和 γ_{30} 是各个班级的平均回归斜率，U0、U1、U2、U3 分别对应模型中的 μ_0 、 μ_1 、 μ_2 、 μ_3 ，表示各个第二层方程中未被当前模型解释的残差变异。

Level - 1 OLS regressions

Level - 2 Unit	INTRCPT1	ZLEAD slope	ZBUL slope	ZSHY slope
1001	0.10047	0.71996	-0.05188	-0.16879
1002	0.13692	0.22318	-0.07009	-0.33457
1003	0.21847	0.36157	-0.16200	-0.19747
1004	-0.06343	0.35181	-0.19885	-0.93614
1005	-0.02530	0.19257	-0.05249	-0.21474
1006	-0.44984	0.27042	-0.06583	-0.26777
1007	-0.19955	0.71470	-0.18860	-0.13527
1008	-0.05535	0.17795	0.11994	-0.31461
1009	-0.41202	0.22504	0.04071	-0.21535
1010	0.80835	0.39819	-0.36637	-0.38426

Note: OLS level - 1 coefficients were computed for only 81 of 82 units that had sufficient data for estimation.

The average OLS level - 1 coefficient for INTRCPT1 = 0.06916

The average OLS level - 1 coefficient for ZLEAD = 0.35996

The average OLS level - 1 coefficient for ZBUL = -0.07955

The average OLS level - 1 coefficient for ZSHY = -0.26729

HLM 软件自动对每个第二层单元中的数据分别计算它们的 OLS 回归结果，但要求其第一层单元的数量必须大到能够进行 OLS 回归运算，本例中就有一个第二层单元中的第一层单元个数太小而无法进行 OLS 回归计算，因此软件报告只对 81 个第二层单元计算了 OLS 回归结果，同时软件自动显示前 10 个单元的 OLS 回归计算结果，并且显示截距和各个斜率系数的平均值。

Least Squares Estimates

sigma _ squared = 0.82915

The outcome variable is ZFD

Least - squares estimates of fixed effects

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	d. f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	0.018557	0.014219	1.305	4097	0.192
For ZLEAD slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.318104	0.013955	22.794	4097	0.000
For ZBUL slope, B2					
INTRCPT2, G20	-0.061100	0.015612	-3.914	4097	0.000
For ZSHY slope, B3					
INTRCPT2, G30	-0.237761	0.014699	-16.175	4097	0.000

The outcome variable is ZFD

Least - squares estimates of fixed effects

(with robust standard errors)

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	0.018557	0.050608	0.367	4097	0.714
For ZLEAD slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.318104	0.018099	17.576	4097	0.000
For ZBUL slope, B2					
INTRCPT2, G20	-0.061100	0.019063	-3.205	4097	0.002
For ZSHY slope, B3					
INTRCPT2, G30	-0.237761	0.018386	-12.932	4097	0.000

注意上面的两个估计结果都是基于最小二乘法的估计结果，不同的是第二个结果中的标准误为稳健（robust）的估计结果，读者可以看到稳健的标准误估计结果与普通的估计结果不同，普通方法估计得到的标准误值略小于稳健的标准误结果。

The least-squares likelihood value = -5446.139439

Deviance = 10892.27888

Number of estimated parameters = 1

STARTING VALUES

sigma (0)_squared = 0.59847

Tau (0)

INTRCPT1, B0	0.22254	0.01954	-0.03067	-0.02685
ZLEAD, B1	0.01954	0.01129	0.00549	0.00549
ZBUL, B2	-0.03067	0.00549	0.00681	0.00116

ZSHY, B3	-0.02685	0.00549	0.00116	-0.00144
New Tau (0)				
INTRCPT1, B0	0.04710	0.00000	0.00000	0.00000
ZLEAD, B1	0.00000	0.00686	0.00000	0.00000
ZBUL, B2	0.00000	0.00000	0.01935	0.00000
ZSHY, B3	0.00000	0.00000	0.00000	0.00801

模型估计的初始值，注意本例中第二层随机部分的初始值 Tau (0) 中有负数值出现，程序自动修正初始值 Tau (0) 而得到合理的初始值 New Tau(0)。

The outcome variable is ZFD

Estimation of fixed effects

(Based on starting values of covariance components)

Fixed Effect	Coefficient	Standard	T-ratio	Approx.	
		Error		d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	0.052070	0.027097	1.922	81	0.054
For ZLEAD slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.329870	0.015727	20.975	81	0.000
For ZBUL slope, B2					
INTRCPT2, G20	-0.072827	0.023362	-3.117	81	0.002
For ZSHY slope, B3					
INTRCPT2, G30	-0.245230	0.017215	-14.245	81	0.000

这是依据初始值计算出来的模型固定部分的参数结果，对普通使用者的统计推断没有什么用途。

The value of the likelihood function at iteration 1 = -5.030123E+003

The value of the likelihood function at iteration 2 = -4.965172E+003

The value of the likelihood function at iteration 3 = -4.958459E+003

The value of the likelihood function at iteration 4 = -4.956513E+003

The value of the likelihood function at iteration 5 = -4.954063E+003

.

.

.

The value of the likelihood function at iteration 28 = -4.952596E+003

The value of the likelihood function at iteration 29 = -4.952596E+003

The value of the likelihood function at iteration 30 = -4.952595E+003

The value of the likelihood function at iteration 31 = -4.952595E+003

Iterations stopped due to small change in likelihood function

* * * * * ITERATION 32 * * * * *

报告每次迭代过程的计算情况，本次运算经过 32 次迭代后，两次迭代结果间的差异达到了收敛标准，迭代停止，模型收敛。下面的内容就是模型的最后估计结果，也是我们最感兴趣的部分，未来的统计推断和研究报告就基于这些内容。

Sigma_squared = 0.60023

Tau

INTRCPT1, B0	0.21933	0.02023	-0.02433	-0.03479
ZLEAD, B1	0.02023	0.01338	-0.00142	-0.00065
ZBUL, B2	-0.02433	-0.00142	0.01055	0.00139
ZSHY, B3	-0.03479	-0.00065	0.00139	0.00953

模型第一层的随机误差方差，即 $\sigma^2 = 0.60023$ 。本模型中第二层的随机成分有 4 个，因此 Tau (pi) 是一个 4×4 的方差和协方差矩阵，对角线上的元素是方差成分，其他为协方差成分，班级之间的截距变异是所有变异中最大的。

下面是第二层变异的相关矩阵，可以看出在班级水平上截距和斜率之间的相关程度较强。

Tau (as correlations)

INTRCPT1, B0	1.000	0.373	-0.506	-0.761
ZLEAD, B1	0.373	1.000	-0.120	-0.057
ZBUL, B2	-0.506	-0.120	1.000	0.138
ZSHY, B3	-0.761	-0.057	0.138	1.000

Random level - 1 coefficient

Reliability estimate

INTRCPT1, B0	0.944
ZLEAD, B1	0.481
ZBUL, B2	0.320
ZSHY, B3	0.361

Note: The reliability estimates reported above are based on only 81 of 82 units that had sufficient data for computation. Fixed effects and variance components are based on all the data.

这部分内容是对第一层系数的信度估计结果，可以看出对截距的信度估计远大于对斜率的信度估计。信度估计结果是所有第二层单元中每个第一层系数的平均信度值，读者可参考前面的信度计算公式。信度计算依赖于两个因素：有关参数实际数值在不同班级之间的变异程度和所构建的每个班级的回归方程的正确程度。截距估计的精确度依赖于各个班级的样本量大小，斜率估计的精确程度不仅依赖于班级样本量，还依赖于该变量在班级中的变异程度，某变量在班级中的同质性越大，其对应斜率系数估计的精确度就越差。如果某系数的信度系数比较小，就可以考虑在进一步的分析中把它设定为没有随机成分的固定参数。

The value of the likelihood function at iteration 32 = -4.952595E+003

The outcome variable is ZFD

Final estimation of fixed effects:

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	0.059921	0.053359	1.123	81	0.262
For ZLEAD slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.332904	0.018289	18.203	81	0.000
For ZBUL slope, B2					
INTRCPT2, G20	-0.072631	0.019624	-3.701	81	0.000
For ZSHY slope, B3					
INTRCPT2, G30	-0.235060	0.017269	-13.611	81	0.000

The outcome variable is ZFD

Final estimation of fixed effects

(with robust standard errors)

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	0.059921	0.053035	1.130	81	0.259
For ZLEAD slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.332904	0.018165	18.326	81	0.000
For ZBUL slope, B2					
INTRCPT2, G20	-0.072631	0.019429	-3.738	81	0.000
For ZSHY slope, B3					
INTRCPT2, G30	-0.235060	0.017100	-13.747	81	0.000

固定部分参数的最后估计结果也有两个，其中一个带有稳健的标准误估计，从上面两个表中可看到本例中二者的标准误差异不大，本书不讨论二者差异大

的情况，有关这方面的问题请参阅 HLM 手册或其他参考资料。从模型固定部分的参数估计结果可以看到儿童的亲社会领导行为、攻击行为和社交退缩对同伴接受的影响均比较显著，三者的斜率系数分别是 0.332904、-0.072631 和 -0.235060，T 检验结果显著，读者可以对照表 4-1 中的数值查看统计结果报告的具体形式。

Final estimation of variance components:

Random Effect		Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1,	U0	0.46833	0.21933	80	1460.19588	0.000
ZLEAD slope,	U1	0.11565	0.01338	80	156.01852	0.000
ZBUL slope,	U2	0.10269	0.01055	80	135.25968	0.000
ZSHY slope,	U3	0.09764	0.00953	80	133.21923	0.000
level - 1,	R	0.77474	0.60023			

Note: The chi - square statistics reported above are based on only 81 of 82 units that had sufficient data for computation. Fixed effects and variance components are based on all the data.

这是第一层和第二层各个随机效应的参数估计结果，表中列出了各个估计结果的标准差、具体估计结果和相应的 χ^2 检验结果，本例中所有第二层随机参数估计值的 χ^2 检验结果都达到了统计学意义上的显著水平。注意此处的 χ^2 检验是根据有适当数据量的 81 个第二层单元的数据计算出来的结果，而固定部分的参数估计结果则依据全部 82 个班级的数据计算。

Statistics for current covariance components model

Deviance = 9905.190791

Number of estimated parameters = 11

最后给出的是反映当前模型整体拟合程度的似然统计结果和模型中估计的参数个数，供未来把该模型和其他模型进行比较时用，有兴趣的读者可以查阅HLM参考书中的有关内容。

接下来我们看看以自感社交能力为因变量的模型，它在运算时需要的迭代次数为614次，此处仅仅列出结果输出中的部分内容，具体分析请参照本章第一部分对研究的介绍和本节前面对同伴接受模型输出结果的分析。

(前面内容略)

The outcome variable is ZSOC

Level - 1 Model

$$Y = B0 + B1 * (ZLEAD) + B2 * (ZBUL) + B3 * (ZSHY) + R$$

Level - 2 Model

$$B0 = G00 + U0$$

$$B1 = G10 + U1$$

$$B2 = G20 + U2$$

$$B3 = G30 + U3$$

(中间部分内容略)

* * * * * ITERATION 614 * * * * *

模型随机部分的参数估计结果。

Sigma _ squared = 0.82658

Tau

INTRCPT1, B0	0.05420	-0.00285	-0.00274	-0.00801
ZLEAD, B1	-0.00285	0.00083	-0.00151	-0.00134
ZBUL, B2	-0.00274	-0.00151	0.00533	0.00410
ZSHY, B3	-0.00801	-0.00134	0.00410	0.01493

Tau (as correlations)

INTRCPT1, B0	1.000	-0.427	-0.161	-0.281
--------------	-------	--------	--------	--------

ZLEAD, B1	-0.427	1.000	-0.721	-0.381
ZBUL, B2	-0.161	-0.721	1.000	0.460
ZSHY, B3	-0.281	-0.381	0.460	1.000

模型固定部分参数的信度估计结果。

Random level - 1 coefficient Reliability estimate

INTRCPT1, B0	0.758
ZLEAD, B1	0.047
ZBUL, B2	0.172
ZSHY, B3	0.387

Note: The reliability estimates reported above are based on only 81 of 82 units that had sufficient data for computation. Fixed effects and variance components are based on all the data.

请注意 ZLEAD 系数的信度估计结果，0.047 是一个比较小的数值。

The value of the likelihood function at iteration 614 = -5.526483E+003

The outcome variable is ZSOC

模型固定部分参数的估计结果，注意报告的第二个结果是带有稳健标准误差估计的参数估计结果。

Final estimation of fixed effects:

Fixed Effect	Coefficient	Standard	T-ratio	Approx.	
		Error		d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	0.006258	0.029660	0.211	81	0.833
For ZLEAD slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.175936	0.014462	12.166	81	0.000
For ZBUL slope, B2					

INTRCPT2, G20	0.013052	0.019151	0.681	81	0.495
For ZSHY slope, B3					
INTRCPT2, G30	-0.266195	0.021528	-12.365	81	0.000

The outcome variable is ZSOC

Final estimation of fixed effects

(with robust standard errors)

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	0.006258	0.029473	0.212	81	0.832
For ZLEAD slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.175936	0.013205	13.323	81	0.000
For ZBUL slope, B2					
INTRCPT2, G20	0.013052	0.018816	0.694	81	0.488
For ZSHY slope, B3					
INTRCPT2, G30	-0.266195	0.021350	-12.468	81	0.000

随机部分参数的检验结果。

Final estimation of variance components:

Random Effect	Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1, U0	0.23282	0.05420	80	346.09443	0.000
ZLEAD slope, U1	0.02873	0.00083	80	79.35090	>0.500
ZBUL slope, U2	0.07298	0.00533	80	114.20449	0.007
ZSHY slope, U3	0.12221	0.01493	80	145.68988	0.000

level - 1, R 0.90917 0.82658

注意亲社会领导行为的影响在不同班级之间的变异不显著 $\chi^2 = 79.35090$, $P > 0.500$, 前面对 ZLEAD 系数的信度估计结果也说明了同样的问题, 提示可以在进一步的模型建构中把该系数设定为固定参数。

Note: The chi - square statistics reported above are based on only 81 of 82 units that had sufficient data for computation. Fixed effects and variance components are based on all the data.

Statistics for current covariance components model

Deviance = 11052.965249
Number of estimated parameters = 11

三、包括第二层预测变量的二层模型

接下来演示如何就表 4-2 中的内容建构包括第二层自变量的多层结构模型, 本例中的第二层自变量就是老师的有关测量结果。首先演示所要建立的模型, 然后演示建构相关模型的 HLM 命令过程, 最后对输出结果进行分析。

1. 模型描述

表 4-2 中显示的是用学生的攻击、退缩、亲社会领导能力为自变量, 分别用学生的自感社交能力和同伴接受为因变量建立第一层模型方程, 然后根据研究假设和刚才的分析结果把老师的亲切、反对攻击的态度和对退缩的同情态度添加到模型第二层的有关方程中, 具体的模型方程如下:

首先, 因变量为自感社交能力的模型:

模型第一层的方程为:

$$ZSOC = \beta_0 + \beta_1 (ZLEAD) + \beta_2 (ZBUL) + \beta_3 (ZSHY) + r$$

模型第二层的方程为:

$$\beta_0 = \gamma_{00} + \mu_0$$

$$\beta_1 = \gamma_{10}$$

$$\beta_2 = \gamma_{20} + \gamma_{21}\text{ZSHYT1} + \gamma_{22}\text{ZBULT} + \mu_2$$

$$\beta_3 = \gamma_{30} + \gamma_{31}\text{ZSHYT1} + \gamma_{32}\text{ZBULT} + \mu_3$$

其次，因变量为同伴接受的模型：

模型第一层的方程为：

$$\text{ZFD} = \beta_0 + \beta_1 (\text{ZLEAD}) + \beta_2 (\text{ZBUL}) + \beta_3 (\text{ZSHY}) + r$$

模型第二层的方程为：

$$\beta_0 = \gamma_{00} + \mu_0$$

$$\beta_1 = \gamma_{10} + \gamma_{11}\text{ZWARMT} + \mu_1$$

$$\beta_2 = \gamma_{20} + \gamma_{21}\text{ZWARMT} + \gamma_{22}\text{ZBULT} + \mu_2$$

$$\beta_3 = \gamma_{30} + \gamma_{31}\text{ZWARMT} + \gamma_{32}\text{ZSHYT1} + \mu_3$$

2. 创建命令文件

首先建立以同伴接受（ZFD）为因变量的模型，打开刚才创建的不包括第二层变量的、以同伴接受为因变量的随机回归模型命令，单击 HLM 主窗口中的 File→Old command file 选项，在弹出的对话框中选择打开已经建立好的命令文件即可（图 4-14，图 4-15），已经建立的模型见图 4-16。

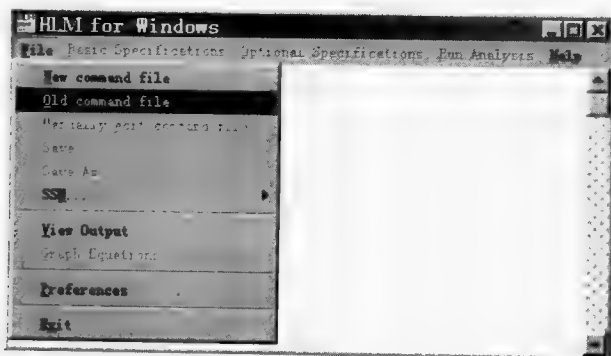


图 4-14

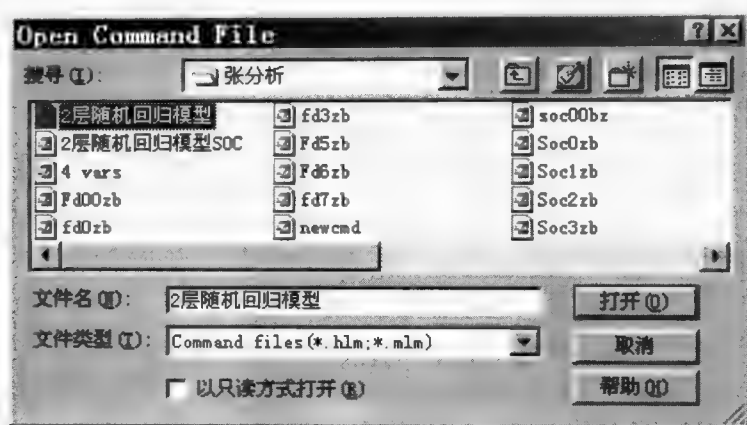


图 4-15

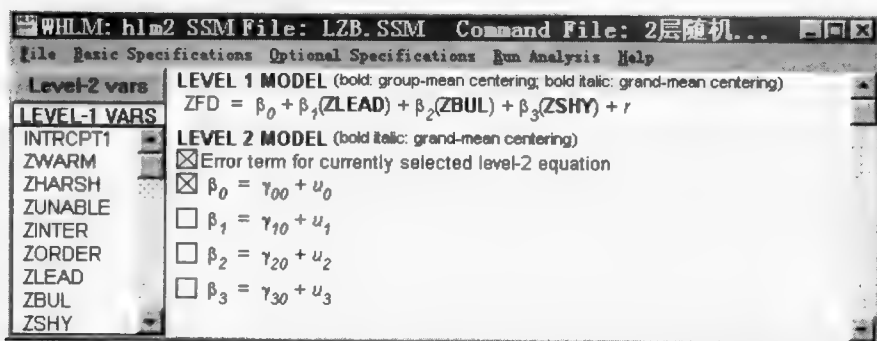


图 4-16

单击 HLM 主窗口左边变量名部分上端的 level-2 vars 选项，窗口中显示的变量就转变为第二层上的变量（图 4-17）。

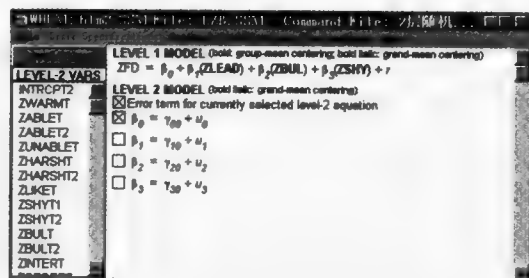


图 4-17

要把 ZWARMT 添加到方程 $\beta_1 = \gamma_{10} + \mu_1$ 中去, 请先用鼠标单击 β_1 前面的方框使该方框由空白变成有 \times 的, 然后单击变量名中的 ZWARMT, 并在弹出的下拉框里选择 add variable uncentered 选项 (图 4-18)。

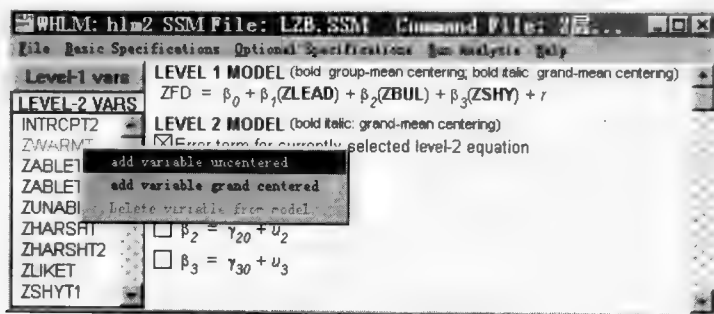


图 4-18

这样就把变量 ZWARMT 添加到第二层的这个方程中去了, 此时的窗口显示如图 4-19 所示。

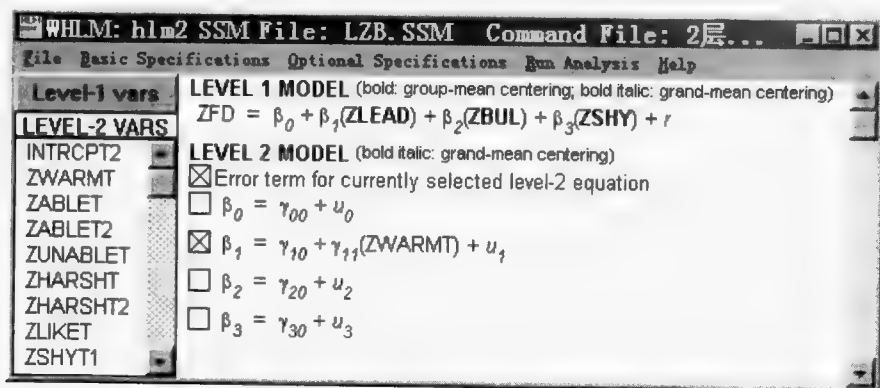


图 4-19

用鼠标单击 β_2 前面的方框, 用同样的方法分别单击 ZWARMT 和 ZBULT 变量名, 把这两个变量添加到方程 $\beta_2 = \gamma_{20} + \mu_2$ 方程中去 (图 4-20)。

再以同样的方法把 ZWARMT 和 ZSHYT1 添加到方程 $\beta_3 = \gamma_{30} + \mu_3$ 中去, 完成有关模型的构建, 见图 4-21。

点击 File 菜单中 Save as 选项保存构建当前模型的命令, 然后单击 Run Analysis 菜单, 迭代运算结束后, 即可查看结果输出情况 (图 4-22)。

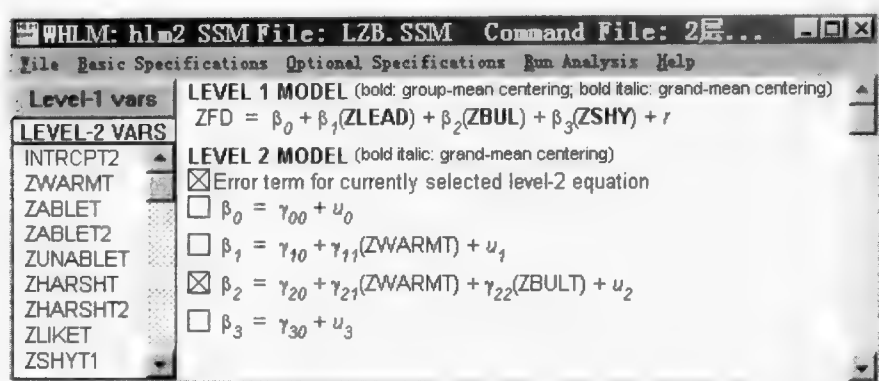


图 4-20

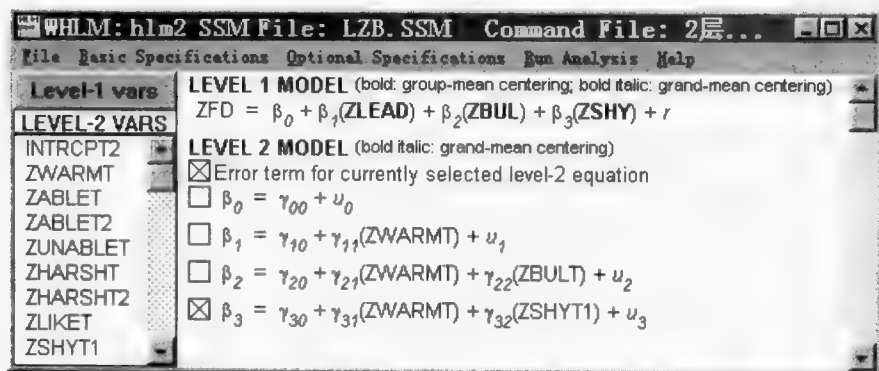


图 4-21

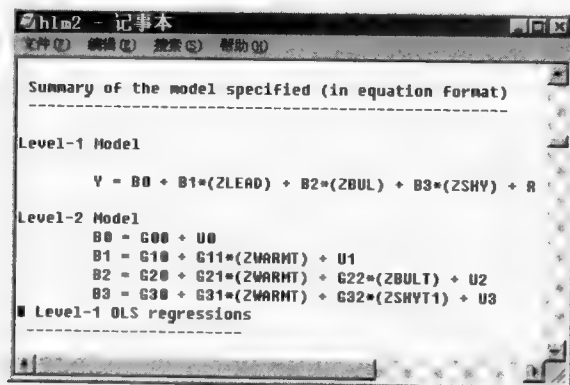


图 4-22

在构建以自感社交能力为因变量并且包括第二层（老师）变量的模型时，我们要把 ZLEAD 的系数 β_1 在第二层方程中的随机成分 μ_1 去掉（第二部分的计算结果显示 β_1 在班级之间的变异不显著，故可以把该系数设定为固定参数）。具体操作时首先选定 β_1 前面的方框（图 4-23），然后用鼠标单击窗口中 Error term for currently selected level-2 equation 前面的方框，随机成分 μ_1 立即消失（图 4-24），这样就把 ZLEAD 系数 β_1 设定为在各班之间没有变异了。添加其他变量到模型第二层方程中去的方法与前面介绍的方法类似，请读者根据前面对模型的描述自己尝试建立这个模型，具体的模型构建见图 4-25。

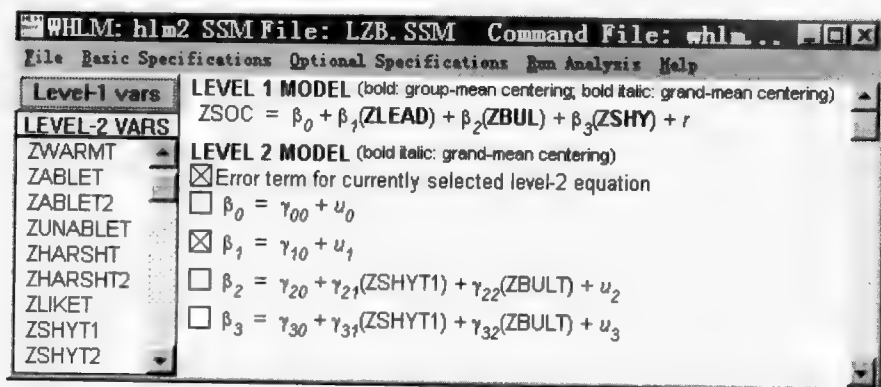


图 4-23

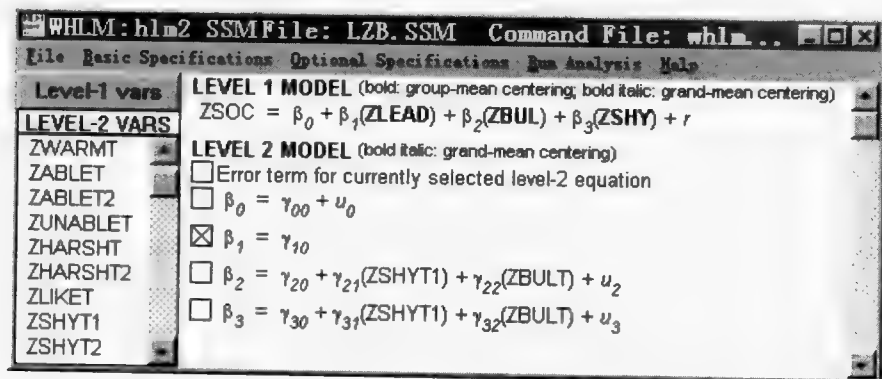


图 4-24

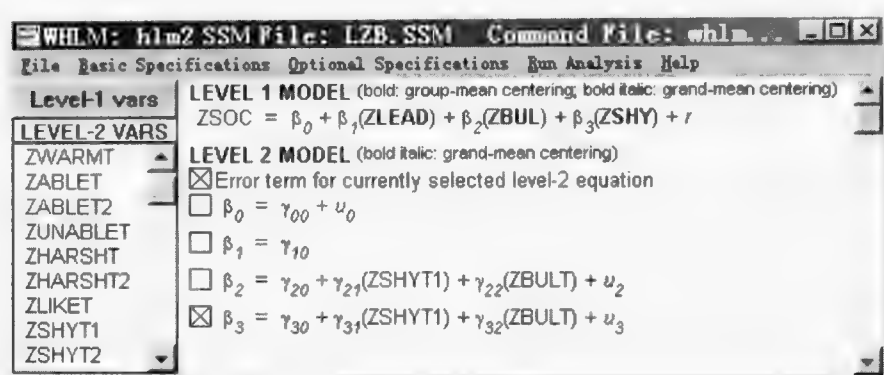


图 4-25

3. 结果解释

我们首先解释以同伴接受为因变量的模型计算结果，因为 HLM 软件输出的结果中往往有很多与普通读者的研究假设相关不大的内容，此处的结果仅仅报告一些主要内容，有兴趣的读者可以在自己的计算机上查看更加详细的运算结果。

The outcome variable is ZFD

The model specified for the fixed effects was:

Level - 1 Coefficients	Level - 2 Predictors
INTRCPT1, B0	INTRCPT2, G00
* ZLEAD slope, B1	INTRCPT2, G10
	ZWARMT, G11
* ZBUL slope, B2	INTRCPT2, G20
	ZWARMT, G21
	ZBULT, G22
* ZSHY slope, B3	INTRCPT2, G30
	ZWARMT, G31
	ZSHYT1, G32

‘ * ’ - This level - 1 predictor has been centered around its group mean.

‘ * ’ 表明第一层的自变量以其所在组为单位来定位，上面介绍模型固定部分参数及设置情况。

The model specified for the covariance components was:

.....

Sigma squared (constant across level - 2 units)

Tau dimensions

INTRCPT1

ZLEAD slope

ZBUL slope

ZSHY slope

Summary of the model specified (in equation format)

.....

介绍模型随机部分的参数名称。

Level - 1 Model

$$Y = B0 + B1 * (ZLEAD) + B2 * (ZBUL) + B3 * (ZSHY) + R$$

Level - 2 Model

$$B0 = G00 + U0$$

$$B1 = G10 + G11 * (ZWARMT) + U1$$

$$B2 = G20 + G21 * (ZWARMT) + G22 * (ZBULT) + U2$$

$$B3 = G30 + G31 * (ZWARMT) + G32 * (ZSHYT1) + U3$$

介绍本次所建模型的各层方程，下面是最后计算结果。

Sigma _ squared = 0.59995

Tau

INTRCPT1, B0	0.21918	0.01969	-0.02369	-0.03417
ZLEAD, B1	0.01969	0.01334	-0.00128	-0.00017
ZBUL, B2	-0.02369	-0.00128	0.01189	0.00110
ZSHY, B3	-0.03417	-0.00017	0.00110	0.00842

Tau (as correlations)

INTRCPT1, B0	1.000	0.364	-0.464	-0.795
ZLEAD, B1	0.364	1.000	-0.102	-0.016
ZBUL, B2	-0.464	-0.102	1.000	0.110
ZSHY, B3	-0.795	-0.016	0.110	1.000

第一层、第二层随机成分的方差和协方差值。

Random level - 1 coefficient Reliability estimate

INTRCPT1, B0	0.944
ZLEAD, B1	0.481
ZBUL, B2	0.341
ZSHY, B3	0.337

Note: The reliability estimates reported above are based on only 81 of 82 units that had sufficient data for computation. Fixed effects and variance components are based on all the data.

模型第一层系数的信度估计结果。

The value of the likelihood function at iteration 56 = $-4.965599E + 003$

The outcome variable is ZFD

下面是模型各层固定部分系数的估计结果。

Final estimation of fixed effects:

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	0.059920	0.053342	1.123	81	0.262
For ZLEAD slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.332752	0.018282	18.202	80	0.000

ZWARMT, G11	-0.014016	0.017607	-0.796	80	0.426
For ZBUL slope, B2					
INTRCPT2, G20	-0.071720	0.020624	-3.477	79	0.001
ZWARMT, G21	0.005507	0.020205	0.273	79	0.785
ZBULT, G22	-0.002378	0.020854	-0.114	79	0.910
For ZSHY slope, B3					
INTRCPT2, G30	-0.229505	0.016972	-13.523	79	0.000
ZWARMT, G31	0.038445	0.015911	2.416	79	0.016
ZSHYT1, G32	-0.003246	0.014038	-0.231	79	0.817

The outcome variable is ZFD

Final estimation of fixed effects

(with robust standard errors)

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	0.059920	0.053015	1.130	81	0.259
For ZLEAD slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.332752	0.018167	18.316	80	0.000
ZWARMT, G11	-0.014016	0.016033	-0.874	80	0.382
For ZBUL slope, B2					
INTRCPT2, G20	-0.071720	0.020658	-3.472	79	0.001
ZWARMT, G21	0.005507	0.016141	0.341	79	0.733
ZBULT, G22	-0.002378	0.019953	-0.119	79	0.906
For ZSHY slope, B3					
INTRCPT2, G30	-0.229505	0.017224	-13.325	79	0.000
ZWARMT, G31	0.038445	0.017190	2.236	79	0.025

ZSHYT1, G32 -0.003246 0.012337 -0.263 79 0.792

从带有稳健标准误的结果看，老师的亲切对儿童退缩和同伴接受的关系的影响显著 ($\gamma_{31}=0.038445$, $P=0.025$)，当前模型中其他第二层变量（老师）的相关影响作用不显著。

Final estimation of variance components:

Random Effect		Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1,	U0	0.46817	0.21918	80	1460.87570	0.000
ZLEAD slope,	U1	0.11550	0.01334	79	153.53051	0.000
ZBUL slope,	U2	0.10906	0.01189	78	135.64716	0.000
ZSHY slope,	U3	0.09177	0.00842	78	123.17471	0.001
level - 1,	R	0.77456	0.59995			

各个第二层随机部分的方差成分达到了统计学意义上的显著性水平。

Note: The chi - square statistics reported above are based on only 81 of 82 units that had sufficient data for computation. Fixed effects and variance components are based on all the data.

最后是模型总体拟和情况的似然值统计结果。

Statistics for current covariance components model

Deviance = 9931.198774

Number of estimated parameters = 11

接下来是以自感社交能力为因变量并包括第二层变量的模型计算结果，此处也仅仅报告其主要内容，具体解释请参照本章第一部分的有关内容。

The outcome variable is ZSOC

Level - 1 Model

$$Y = B0 + B1 * (ZLEAD) + B2 * (ZBUL) + B3 * (ZSHY) + R$$

Level - 2 Model

$$B0 = G00 + U0$$

$$B1 = G10$$

$$B2 = G20 + G21 * (ZSHYT1) + G22 * (ZBULT) + U2$$

$$B3 = G30 + G31 * (ZSHYT1) + G32 * (ZBULT) + U3$$

以上是当前模型各个层上的方程，下面报告的是模型的最后估计结果，首先显示的是模型各层随机部分的分差和协方差结果。

Sigma_squared = 0.82693

Tau

INTRCPT1, B0	0.05406	-0.00528	-0.00811
ZBUL, B2	-0.00528	0.00400	0.00246
ZSHY, B3	-0.00811	0.00246	0.01440

Tau (as correlations)

INTRCPT1, B0	1.000	-0.359	-0.291
ZBUL, B2	-0.359	1.000	0.324
ZSHY, B3	-0.291	0.324	1.000

然后报告模型第一层系数的信度估计结果。

Random level - 1 coefficient Reliability estimate

INTRCPT1, B0	0.751
ZBUL, B2	0.140
ZSHY, B3	0.381

最后是模型固定部分系数的估计结果。

Final estimation of fixed effects:

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	0.006302	0.029632	0.213	81	0.832
For ZLEAD slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.173794	0.014000	12.413	4093	0.000
For ZBUL slope, B2					
INTRCPT2, G20	0.010310	0.018622	0.554	79	0.579
ZSHYT1, G21	0.037716	0.019239	1.960	79	0.050
ZBULT, G22	0.037071	0.018612	1.992	79	0.046
For ZSHY slope, B3					
INTRCPT2, G30	-0.265603	0.021618	-12.286	79	0.000
ZSHYT1, G31	0.031355	0.020543	1.526	79	0.127
ZBULT, G32	0.046100	0.022191	2.077	79	0.037

Final estimation of fixed effects
(with robust standard errors)

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	0.006302	0.029449	0.214	81	0.831
For ZLEAD slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.173794	0.013105	13.261	4093	0.000
For ZBUL slope, B2					
INTRCPT2, G20	0.010310	0.018783	0.549	79	0.583

ZSHYT1, G21	0.037716	0.016243	2.322	79	0.020
ZBULT, G22	0.037071	0.015916	2.329	79	0.020
For ZSHY slope, B3					
INTRCPT2, G30	-0.265603	0.021571	-12.313	79	0.000
ZSHYT1, G31	0.031355	0.017104	1.833	79	0.066
ZBULT, G32	0.046100	0.022449	2.054	79	0.040

带有稳健标准误的固定部分参数的估计结果显示：老师对攻击的态度显著影响儿童退缩和自感社交能力之间的关系（ $\gamma_{32} = 0.046100$ ），相反的符号提示老师反对攻击的态度可提高退缩儿童对自身社交能力的自我感受水平。老师对退缩的通情态度，对儿童退缩和自感社交能力之间关系的影响不显著（ $\gamma_{31} = 0.031355$ ），老师反对攻击的态度和对退缩的通情态度，均可以正向影响儿童攻击行为和自感社交能力之间的关系（ $\gamma_{21} = 0.037716$ ， $\gamma_{22} = 0.037071$ ），从上面的结果看，这种影响作用加强了攻击性儿童对自己的社交能力有更好的自我感受。

有关方差成分的最后估计结果和检验结果，当前模型中所有第二层随机成分的方差检验结果都达到了统计学意义上的显著性水平。

Final estimation of variance components:

Random Effect		Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1,	U0	0.23251	0.05406	81	346.04159	0.000
ZBUL slope,	U2	0.06325	0.00400	79	110.05480	0.012
ZSHY slope,	U3	0.11998	0.01440	79	147.02633	0.000
level - 1,	R	0.90935	0.82693			

最后是模型拟合情况的统计指标。

Statistics for current covariance components model

Deviance = 11067.662152

Number of estimated parameters = 7

第五章

二层线性模型应用：发展模型

本章通过一个儿童语言发展的实验研究，介绍如何用多水平分析技术处理追踪研究的数据。在内容安排上首先对研究的背景材料、实验程序和结果作一个简要介绍，然后演示如何根据研究假设建立多层模型，如何分析数据，怎样创建 HLM 命令，怎样对不同模型的输出结果进行分析整理，最后结合本章数据介绍如何计算跨级相关、如何对第一层各单元方差齐的假设进行检验和对有关参数进行假设检验。

一、研究概述

1. 研究背景

语音意识（phonological awareness）是预期儿童未来阅读能力的一个非常重要的指标，其对儿童阅读状况的预期能力可与儿童的字母命名和字母声音的知识相媲美，实际上语音意识是比智商等普通认知能力更好的一个预期儿童未来阅读成就的指标。语音意识可以在小年龄、甚至是 2 岁的儿童身上测试得到，但具体测试小年龄儿童的语音意识非常困难，对小于 2 岁的儿童，测试他们的语音意识基本上是不可能的。

基于诊断和理论方面的原因，早期发现儿童语音意识问题的前兆非常重要，

特别是言语方面的、能明确预期未来语音意识异常发展的前兆因子,可以帮助教育工作者和研究人员在儿童开始正式阅读学习之前发现这些可能有问题的个体,这对于给他们提供早期干预措施非常重要。从理论角度来看,发现语音意识的先兆问题也有助于深入了解儿童的阅读发展。

本研究要探讨影响儿童语音意识发展的因素。我们首先检查幼儿园儿童的语音意识是否有一些先兆因素,特别是言语知觉问题是否可作为语音意识和未来词汇再认的先兆预期因子,普通认知能力和言语记忆也被认为能影响语音意识的发展;另外,对初始语音意识能力和语音意识发展之间关系的探讨可以帮助我们了解语音意识的发展变化情况。

2. 研究问题

本研究主要探讨言语知觉、普通认知能力、短时的言语记忆、字母知识和词汇识别在一段时间内的关系。研究从那些能够阅读出 Woodcock 词汇识别 (Woodcock Word Identification) 测试分测验中不超过 3 个单词的幼儿开始。

研究的第一个目的是探讨言语知觉对语音意识的独特作用,我们用相关分析显示言语知觉和开始 3 个月及 15 个月后的两次语音意识测试结果之间的关系。

第二个目的是用多层结构模型研究认知能力、言语记忆、言语知觉对语音意识中的略音 (Phoneme elision) 测量结果的影响。对略音的测量在 15 个月的追踪研究期间进行了 4 次,多层统计模型分析可以告诉我们前面提到的每种能力对略音发展的作用大小以及对这 15 个月的时间内略音发展速率的影响。此外我们也计算了测试开始时的略音水平和略音发展变化结果的相关,有关阅读的研究显示略音的初始状态和生长之间的关系至少有 3 种可能,首先是那些在开始阶段有语音意识优势的个体会充分运用这些优势而以较快的速度提高他们的语言能力,表现出“马太效应”,也就是越好的越快。第二种可能是那些在初期阶段语音意识能力低下的儿童在发展中能赶上别人,也就是所谓的补偿模式,这些儿童的语音意识的发展速率可能超过那些初期语音意识水平比较高的人。第三种可能是在语音意识的初始水平和生长变化之间不能发现明显的关系模式。

本研究的第三个目的是研究初始言语知觉分数对词汇阅读发展差异的影响。有专家认为言语知觉对词汇阅读的影响可能是间接的,通过对语音意识或其他语音加工过程的影响而发挥作用,这样,本研究将要研究在控制了语音意识和

字母知识等变量的作用后,言语知觉对词汇再认能力的预测程度,对这部分研究内容本章不再显示有关结果,请有兴趣的读者参阅有关该研究的文章。

3. 研究方法和资料收集

研究一开始有 142 个幼儿园的儿童参加实验,其中 75 个为女童。儿童的档案资料显示所有参与研究的儿童都没有听力问题,也没有明显的生理、情绪和认知缺陷。所有儿童的第一次测试均在 9 月—11 月中旬之间完成,从第一次测试到最后一次测试的 15 个月内,大约有 28% 的儿童因为各种原因退出本研究过程, T 检验显示继续参与测试的儿童和退出测试的儿童之间在年龄、智力测验成绩(木块图 and 词汇分测验)、语音意识(略音、隔声 < sound isolation >、音素合成 < phoneme synthesis >)、词汇阅读、记忆和言语知觉的第一次测试结果上没有显著差异,但退出儿童组的字母命名成绩明显低于继续参加实验的儿童成绩。对参加实验儿童的测试是利用课堂时间在一个安静的房子里对每个儿童单独进行的,每次测试结束后送给儿童一个小礼物作为鼓励,测试内容包括认知能力、短时言语记忆、言语知觉、语音意识、词汇阅读、字母知识等,各测试内容在每次测试时的呈现顺序是随机的。

本章的目的在于演示用 HLM 软件分析追踪研究的数据,后面分析中将要涉及到的变量如下:

第一层变量

- (1) 略音:儿童语音意识发展的指标,在 15 个月内被测试 4 次,是模型第一层方程中的因变量。
- (2) 时间:每次测试的时间点,从第一次到第四次被编码为 -3、-2、-1、0,是模型第一层方程中的自变量。

第二层变量

- (1) 词汇:第一次测试时儿童在智力测验的词汇分测验上得到的分数,是模型第二层方程中的自变量。
- (2) 木块图:第一次测试时儿童在智力测验的木块图分测验上得到的分数,是模型第二层方程中的自变量。
- (3) 记忆:第一次测试时儿童在记忆测验中得到的分数,是模型第二层方程中的自变量。

- (4) 言语知觉：第一次测试时儿童的言语知觉测验成绩，是模型第二层方程中的自变量。

4. 研究结果

前面提到的言语知觉和各次语音意识测试结果之间的相关结果见表 5-1，对相关内容的分析不是本章关注的重点，因此对这部分内容的分析就略过，表 5-1 的内容供感兴趣的读者参考。

表 5-1 语音意识变量和言语知觉之间的相关结果

变量	言语知觉	略音	隔音 1	音素合成	略音 4	隔音 4
言语知觉	1.00					
略音（第 1 次）	0.31	1.00				
隔音（第 1 次）	0.43	0.36	1.00			
音素合成（第 1 次）	0.41	0.28	0.42	1.00		
略音（第 4 次）	0.44	0.50	0.54	0.40	1.00	
隔音（第 4 次）	0.38	0.21	0.41	0.34	0.56	1.00

注：表中 0.30 以上的相关系数至少达到了 0.05 的显著性水平。

本研究的第二个问题是略音的最后一次测试结果和生长率的估计情况，我们也要用 HLM 软件探讨在控制了其他变量的情况下，言语知觉对略音的影响。与有关研究类似，我们使用智力测试、记忆和言语知觉等测试结果预期略音的发展变化情况。对略音的 4 次测试结果，我们构建一个生长曲线模型，但有关二次曲线模型的拟合程度非常差，最后我们拟合的模型还是直线模型。拟合线性模型的数据来自 128 个儿童的资料，其中有部分儿童没有参加全部 4 次测试。用多层模型分析追踪研究的资料不要求所有个案都有全部测试结果，也不要求各次测试之间的时间间隔相等。本研究中每次测试之间的时间间隔大约为 5 个月左右，我们可以认为各次测试的间隔是等距的，这样我们就把第一次到第四次测试的时间点编码为 -3、-2、-1 和 0，这样编码的一个好处是方程的截距就是儿童最后一次略音测试结果的平均数，表 5-2 显示的就是该线性生长模型的计算结果。

表 5-2 略音的线性生长模型

固定部分				
	系数	标准误	T 检验	
截距	8.0415	0.4558	17.642 **	
斜率	1.4310	0.1329	10.768 **	
随机部分				
	方差	df	χ^2	信度
截距	18.1732	108	591.70 **	0.773
斜率	0.7576	108	186.54 **	0.390
误差	4.9753			

* $P < 0.05$, ** $P < 0.01$

表 5-2 结果显示最后一次测试时的略音平均数(截距)为 8.0415, 斜率系数 1.4310 显示每增加 5 个月时间, 儿童略音测试数值的平均增加量为 1.4 左右。截距和斜率系数的检验结果显著, 第一层的误差变异 4.9753 相对较大, 这说明儿童每次略音测试结果之间的变异程度较大, 也因为本研究中我们每个儿童最多只有 4 次测试成绩, 每个第二层单元内的第一层单元数偏少。截距和斜率在儿童个体之间的变异也非常显著(相应的方差分别是 18.1732 和 0.7576), 说明儿童语音意识生长轨迹的变异比较明显。下一步我们用儿童第一次测试时的言语知觉、认知技能和短时记忆来解释儿童之间的这种变异。

为了考察有关变量对儿童略音发展和最后发展水平的影响, 我们构建两个二层模型来解释生长率的变化, 结果见表 5-3。

在第一个模型中, 儿童第一次测试时的木块图、词汇和记忆结果被用来预期语音意识的截距和生长斜率。就截距来说, 所有第二层固定部分的参数达到了统计学意义上的显著水平, 说明与认知能力低下的儿童相比, 第一次测试时这些认知能力水平高的儿童在 15 个月后一般也获得比较高的略音发展水平, 木块图和词汇是截距和生长率的显著预期因子, 记忆对生长率的影响没有显著性。针对木块图和词汇这两个预期变量来说, 他们的高初始值和略音的快速生长相连, 例如本研究中儿童词汇的平均数和标准误是 97.92 和 15.41, 其对斜率影响的回归系数 0.0314 显示, 如果某个儿童的词汇分数高于平均数 1 个标准差,

表 5-3 认知能力和言语知觉对儿童略音发展的影响

固定部分			
	系数	标准误	T 检验
模型 1			
截距			
词汇	0.1192	0.0274	4.352 **
木块图	0.0516	0.0113	4.580 **
记忆	0.4575	0.1445	3.166 **
斜率			
词汇	0.0321	0.0103	3.123 **
木块图	0.0115	0.0041	2.832 **
记忆	-0.0064	0.0470	0.136
模型 2			
截距			
词汇	0.0995	0.0235	4.236 **
木块图	0.0471	0.0111	4.253 **
言语知觉	0.2861	0.0672	4.256 **
记忆	0.1476	0.1422	1.038
斜率			
词汇	0.0263	0.0097	2.716 **
木块图	0.0105	0.0041	2.552 *
言语知觉	0.0733	0.0216	3.396 **
记忆	-0.0721	0.0433	-1.667
随机部分			
	方差	R ² 变化	
基本模型			
截距	18.1732		
斜率	0.7576		
模型 1			
截距	9.9368	45.32%	
斜率	0.5075	33.01%	
模型 2			
截距	8.1803	17.68%	
斜率	0.4010	20.99%	

* $P < 0.05$, ** $P < 0.01$, R^2 变化是与前面的模型相比, 当前模型新增自变量后导致方差减少的百分比。

那么他就比平均词汇水平儿童的语音意识增长快 $0.49 (0.032 \times 15.41)$ 倍, 进一步推算到语音意识的各次测量结果, 可以看到, 该儿童从第二次测试到第三次测试比普通儿童高 $1.47 (0.48 \times 3)$ 分, 从第三次测试到第四次测试比普通儿童高 $1.96 (0.48 \times 4)$ 分。

不考虑这些预期因子的话, 截距和斜率的方差分别是 18.17 和 0.76, 添加这些自变量到模型中后, 截距和斜率的方差分别变成 9.94 和 0.51, 这三个预期变量解释了截距 45.32% 的方差, 或者说 R^2 变化了 45.32%, 同时也有 33.01% 的斜率方差被这些变量解释, 相应的 R^2 变化为 33.01%, 方差的减少量是显著的。新建的第二个模型除了包括这三个变量外, 还增加了言语知觉变量, 这样的做法表明, 与其他变量相比, 言语知觉所能解释的儿童语音意识生长轨迹变异的比例, 与模型 1 相比, 截距和斜率的方差分别减少了 17.68% 和 20.99%, 减少数量显著。从表 5-3 结果还可以看到, 新模型的四个变量解释了 47% 的略音生长率方差和 55% 的略音最后一次测量结果的方差 (与基本模型结果相比)。

二、基本线性生长模型

接下来我们就表 5-2 的内容演示如何建构基本线性生长分析模型, 如何创建 HLM 命令和分析结果, 以及怎样在 HLM 软件中使用汉语变量名。

1. 模型描述

我们首先要描述的模型是最基本的线性生长模型, 表 5-2 显示的就是本研究中该模型各参数的最后估计结果。模型以儿童的略音为因变量, 以每次测试的时间点为自变量, 具体的模型方程如下。

模型第一层的方程:

$$\text{略音} = \beta_0 + \beta_1 (\text{时间}) + r$$

模型第二层的方程:

$$\beta_0 = \gamma_{00} + \mu_0$$

$$\beta_1 = \gamma_{10} + \mu_1$$

2. 创建命令文件

下面是用 HLM 创建该模型的具体步骤，在创建具体命令之前，我们首先介绍一下 HLM 软件对数据的要求和追踪研究中如何整理数据供 HLM 软件分析用。

多层分析软件一般要求第一层的数据首先在各自所属的第二层单元内排序，然后第二层单元的变量又在各自所属的第三层单元内排序，依次类推。读者在研究中计划用 HLM 软件分析的原始数据如果没有按照要求排序，请一定先把有关数据排序，然后再创建 SSM 文件。

对于追踪研究数据，我们把每个儿童的各次测量结果看做是第一层单元，各个儿童是第二层单元，儿童可能又分别属于不同的班级（第三层单元）等，这样在整理数据时就首先要将各次测量结果在每个儿童内排序，然后把儿童在班级（第三层单元）内排序。具体到本例的数据结构，应该是各个儿童每次测试的结果首先按照测试时间排序，递增或递减均可，第二层数据的文件再按照儿童编号排序，具体的数据结构如下所示。请读者注意此处不是本研究中的真实数据，只是演示本研究的数据结构和格式，请注意有的儿童（编号为 2 的儿童）没有参加完全部 4 次测试，但在数据整理时仍然可把他的资料包括进来，这就是用多层分析技术处理追踪研究资料的优势。

第一层数据文件			第二层数据文件	
儿童编号	测试时间	略音测试结果	儿童编号	记忆等测试结果
1	-3	*	1	*
1	-2	*	2	*
1	-1	*	3	*
1	0	*	4	*
2	-3	*	5	*
2	-1	*	6	*
2	0	*	7	*
3	-3	*	8	*
3	-2	*	9	*
3	-1	*	10	*
3	0	*	11	*
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

本章中的所有变量名均用汉语显示，这样做的目的是使模型的建构过程和结果输出更加符合我们的习惯，使用者需要在创建 SSM 文件前完成变量名汉化的过程，读者用来创建 SSM 的文件一般为 SPSS 的 SAV 格式数据文件，在 SPSS 格式数据文件里面把变量名更改为汉语名称即可，当然，你的计算机系统必须支持汉语显示。

我们已经把本章内容所涉及的数据作成 SSM 文件保存在本书后附的光盘中，文件名为 growthc.ssm，读者可以直接调用该文件。启动 HLM 软件，调用 growthc.ssm 文件后窗口显示如下（图 5-1）：

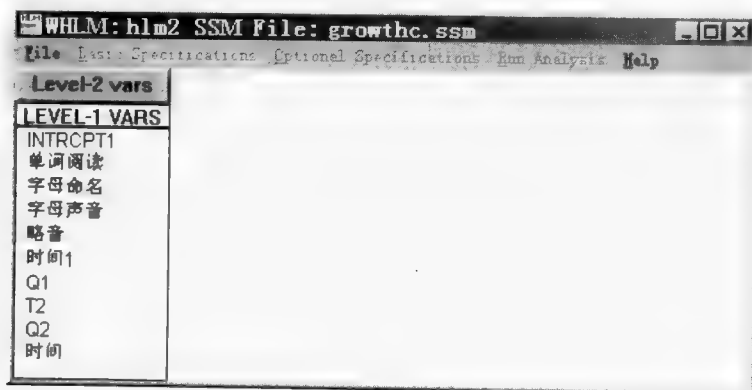


图 5-1

本例中作者已经把有关变量名设定为中文了，单击主窗口变量列表中的变量名“略音”把它设定为因变量，窗口显示如图 5-2 所示。

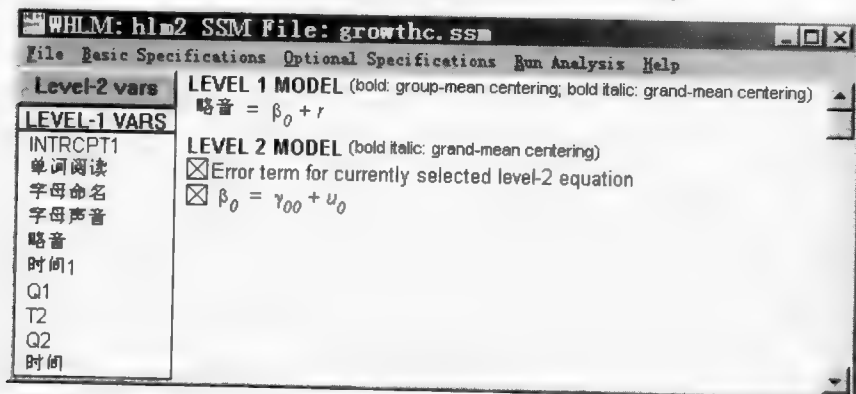


图 5-2

单击主窗口变量列表中的变量“时间”，把它设定为自变量添加到模型中去，窗口显示见图 5-3，读者请注意建构生长模型时不对时间自变量作中心化处理。

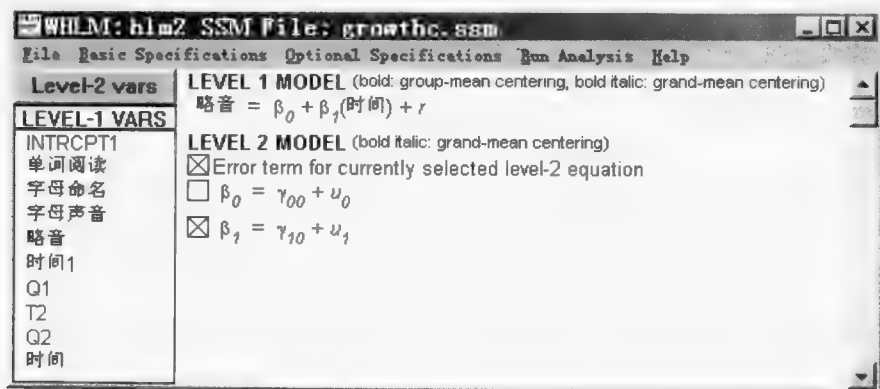


图 5-3

此时我们已经完成了基本线性生长模型的建构，保存完建立当前模型所用的命令后，单击主窗口中的 Run Analysis 命令即可执行对当前模型的运算，运算结果见图 5-4。

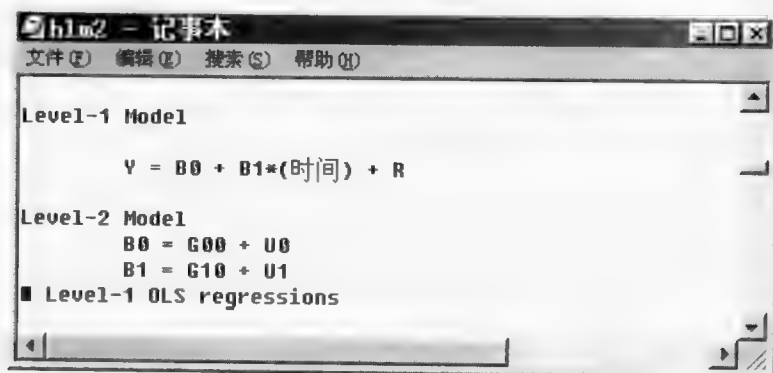


图 5-4

3. 结果解释

此处我们显示本次运算的全部结果，但对部分内容就不再作具体解释了，

结果整理的方式请参见表 5-2。

Program: HLM 5 Hierarchical Linear and Nonlinear Modeling
 Authors: Stephen Raudenbush, Tony Bryk, & Richard Congdon
 Publisher: Scientific Software International, Inc. (c) 2000
 techsupport@ssicentral.com
 www.ssicentral.com

Module: HLM2S.EXE (5.04.21205.1)

Date: 3 February 2002, Sunday

Time: 20:27:22

SPECIFICATIONS FOR THIS HLM2 RUN Sun Feb 03 20:27:22 2002

Problem Title: NO TITLE

The data source for this run = C:\temp\张分析\growthc.ssm

The command file for this run = C:\temp\张分析\线性生长模型.hlm

Output file name = C:\temp\张分析\hlm2.out

The maximum number of level-2 units = 109

The maximum number of iterations = 100

Method of estimation: restricted maximum likelihood

指明本次运算的时间、有关文件的操作路径等信息。

Weighting Specification

	Weighting?	Weight Variable Name	Normalized?
Level 1	no		no
Level 2	no		no

本分析中没有对数据进行加权处理。

The outcome variable is 略音

指明当前模型中的因变量是“略音”。

The model specified for the fixed effects was:

Level - 1	Level - 2
Coefficients	Predictors
INTRCPT1, B0	INTRCPT2, G00
时间 slope, B1	INTRCPT2, G10

模型固定部分的信息，指出第一层和第二层固定部分的系数。

The model specified for the covariance components was:

Sigma.squared (constant across level - 2 units)

Tau dimensions

INTRCPT1

时间 slope

模型随机部分的信息，主要指明第二层随机部分的方差和协方差所涉及的参数名字。

Summary of the model specified (in equation format)

Level - 1 Model

$$Y = B0 + B1 * (\text{时间}) + R$$

Level - 2 Model

$$B0 = G00 + U0$$

$$B1 = G10 + U1$$

模型第一层和第二层的方程。

Level - 1 OLS regressions

Level - 2 Unit	INTRCPT1	时间 slope
1	11.70000	1.80000
6	13.40000	1.10000
8	8.70000	2.80000
9	11.00000	2.00000
18	13.00000	3.00000
21	5.60000	1.40000
24	10.80000	2.70000
152	7.90000	1.10000
153	6.00000	0.50000
154	5.60000	2.40000

The average OLS level - 1 coefficient for INTRCPT1 = 8.09707

The average OLS level - 1 coefficient for 时间 = 1.42870

Least Squares Estimates

sigma _ squared = 14.57275

The outcome variable is 略音

Least - squares estimates of fixed effects

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	7.945146	0.324936	24.451	408	0.000
For 时间 slope, B1					
INTRCPT2, G10	1.397672	0.169542	8.244	408	0.000

The outcome variable is 略音

Least - squares estimates of fixed effects
(with robust standard errors)

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	7.945146	0.463362	17.147	408	0.000
For 时间 slope, B1					
INTRCPT2, G10	1.397672	0.134323	10.405	408	0.000

The least - squares likelihood value = - 1131.596502

Deviance = 2263.19300

Number of estimated parameters = 1

这部分结果是基于最小二乘法的估计结果，不能用于我们的统计分析。

STARTING VALUES

$\sigma(0)_{\text{squared}} = 4.73668$

$\tau(0)$

INTRCPT1, B0	19.13840	3.73400
时间, B1	3.73400	0.92042

The outcome variable is 略音

Estimation of fixed effects

(Based on starting values of covariance components)

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
--------------	-------------	-------------------	---------	-----------------	---------

For INTRCPT1, B0

INTRCPT2, G00	8.039274	0.466368	17.238	108	0.000
---------------	----------	----------	--------	-----	-------

For 时间 slope, B1

INTRCPT2, G10	1.427500	0.137506	10.381	108	0.000
---------------	----------	----------	--------	-----	-------

The value of the likelihood function at iteration 1 = -1.028840E+003

The value of the likelihood function at iteration 2 = -1.028551E+003

The value of the likelihood function at iteration 3 = -1.028428E+003

The value of the likelihood function at iteration 4 = -1.028341E+003

The value of the likelihood function at iteration 5 = -1.028273E+003

.
.
.

The value of the likelihood function at iteration 597 = -1.027665E+003

The value of the likelihood function at iteration 598 = -1.027664E+003

The value of the likelihood function at iteration 599 = -1.027664E+003

The value of the likelihood function at iteration 600 = -1.027664E+003

Iterations stopped due to small change in likelihood function

经过 601 次迭代后, 模型收敛, 下面就是当前模型固定部分参数和随机部分参数的最后估计结果。

* * * * * ITERATION 601 * * * * *

Sigma_squared = 4.97530

第一层随机部分的方差, 提示儿童的每次略音测试结果之间的变异较大, 其方差为 4.98。

Tau

INTRCPT1, B0	18.17321	3.60994
--------------	----------	---------

时间, B1	3.60994	0.75764
--------	---------	---------

第二层随机部分的方差和协方差结果显示变异主要发生在截距上 (18.17321), 也就是不同儿童的最后一次略音测试结果有较大幅度的变异。

Tau (as correlations)

INTRCPT1, B0 1.000 0.973

时间, B1 0.973 1.000

截距和斜率之间相关程度比较大。

Random level - 1 coefficient Reliability estimate

INTRCPT1, B0 0.773

时间, B1 0.390

模型第一层系数的信度估计结果，对截距项估计的信度比较高。

The value of the likelihood function at iteration 601 = -1.027664E+003

The outcome variable is 略音

Final estimation of fixed effects:

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	8.041546	0.457876	17.563	108	0.000
For 时间 slope, B1					
INTRCPT2, G10	1.431027	0.133285	10.737	108	0.000

The outcome variable is 略音

Final estimation of fixed effects

(with robust standard errors)

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
--------------	-------------	-------------------	---------	-----------------	---------

For INTRCPT1, B0

INTRCPT2, G00	8.041546	0.455812	17.642	108	0.000
---------------	----------	----------	--------	-----	-------

For 时间 slope, B1

INTRCPT2, G10	1.431027	0.132890	10.768	108	0.000
---------------	----------	----------	--------	-----	-------

固定部分参数的估计结果有两个，第二个表中显示的是带有稳健标准误估计的结果，本例中的两个结果相似。截距和生长率（斜率系数）的统计检验结果显著。儿童最后一次略音测试结果的平均数为 8.041546，增长速度为 1.431027，也就是说在保持其他变量恒定的情况下，平均来说儿童后面的每次测试结果都比前面一次结果增加 1.431027 分。

Final estimation of variance components:

Random Effect	Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1, U0	4.26300	18.17321	108	591.70493	0.000
时间 slope, U1	0.87042	0.75764	108	186.54002	0.000
level - 1, R	2.23054	4.97530			

第一层、第二层随机变异的估计结果和相应的统计检验结果提示不同儿童间的最后一次测试结果（18.17, $P < 0.01$ ）和略音生长率（0.76, $P < 0.01$ ）的变异比较明显。

Statistics for current covariance components model

Deviance = 2055.328927

Number of estimated parameters = 4

最后报告的是当前模型整体拟和程度的统计信息。

三、带有第二层自变量的线性增长模型

下面的内容是考察儿童的认知能力、言语知觉等变量对儿童略音发展变化的影响，有关结果列于表 5-3。首先讲解模型建构，然后是具体的 HLM 操作步骤，最后是结果分析。

1. 模型描述

本例中带有第二层自变量的线性增长模型包括两种情况（见表 5-3），模型 1 的第二层方程中包括木块图、词汇和记忆变量，模型 2 的第二层方程中还包括了言语知觉自变量。

首先是模型 1：

模型第一层的方程：

$$\text{略音} = \beta_0 + \beta_1 (\text{时间}) + r$$

模型第二层的方程：

$$\beta_0 = \gamma_{00} + \gamma_{01} (\text{词汇}) + \gamma_{02} (\text{木块图}) + \gamma_{03} (\text{记忆}) + \mu_0$$

$$\beta_1 = \gamma_{10} + \gamma_{11} (\text{词汇}) + \gamma_{12} (\text{木块图}) + \gamma_{13} (\text{记忆}) + \mu_1$$

其次是模型 2：

模型第一层的方程：

$$\text{略音} = \beta_0 + \beta_1 (\text{时间}) + r$$

模型第二层的方程：

$$\beta_0 = \gamma_{00} + \gamma_{01} (\text{词汇}) + \gamma_{02} (\text{木块图}) + \gamma_{03} (\text{言语知觉}) + \gamma_{04} (\text{记忆}) + \mu_0$$

$$\beta_1 = \gamma_{10} + \gamma_{11} (\text{词汇}) + \gamma_{12} (\text{木块图}) + \gamma_{13} (\text{言语知觉}) + \gamma_{14} (\text{记忆}) + \mu_1$$

2. 创建命令文件

首先来看创建模型 1 的过程。打开建构基本线性生长模型的命令文件，用鼠标单击主窗口变量列表上端的 Level-2 vars，则窗口随即显示本例中的第二层自变量的列表（图 5-5）。

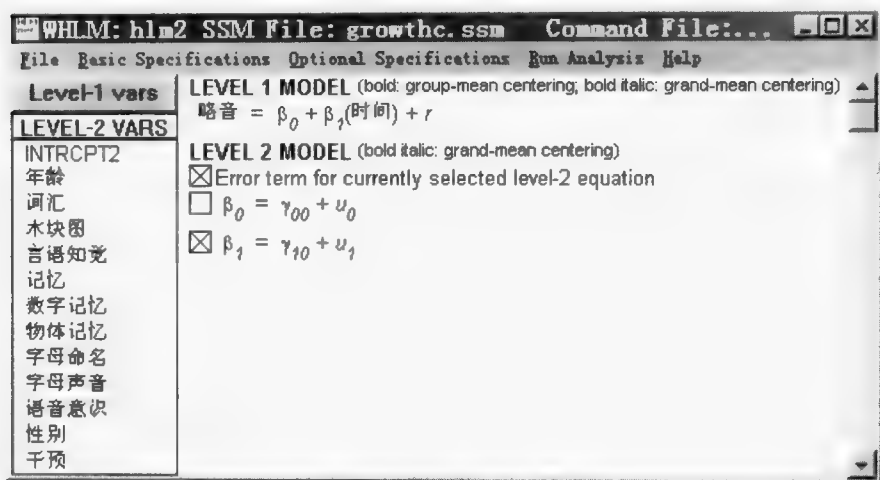


图 5-5

用鼠标单击变量列表中的“词汇”变量名，先把“词汇”添加到方程 $\beta_1 = \gamma_{10} + \mu_1$ 中去（图5-6）。

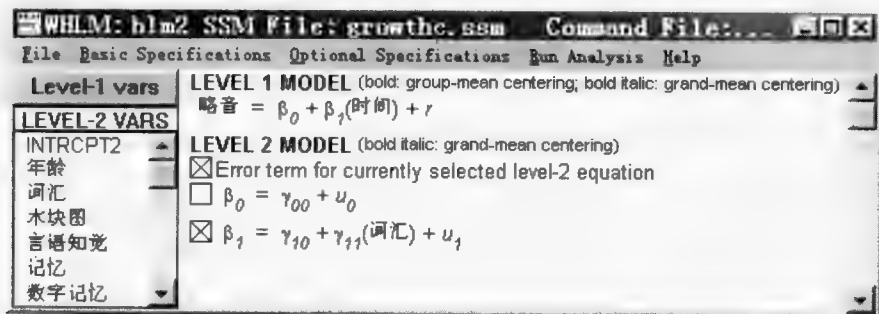


图 5-6

单击 β_0 前面的小方框选中方程 $\beta_0 = \gamma_{00} + \mu_0$ ，再单击“词汇”变量名把它添加到该方程中（图5-7），这样就把变量“词汇”添加到相应方程 $\beta_0 = \gamma_{00} + \mu_0$ 中去了，用同样的方法把“木块图”和“记忆”添加到模型的第二层方程中（图5-8）完成所述的模型建构。

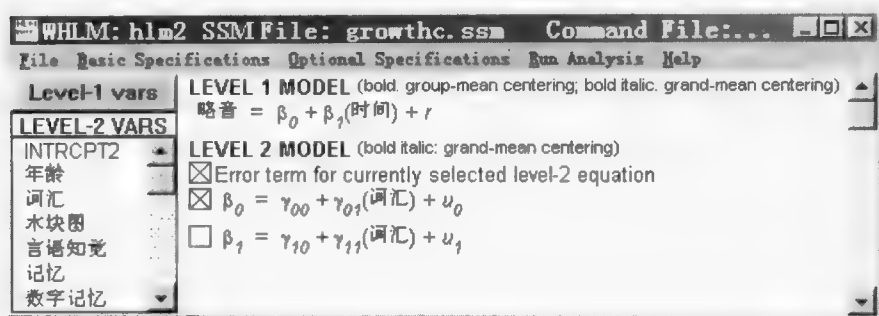


图 5-7

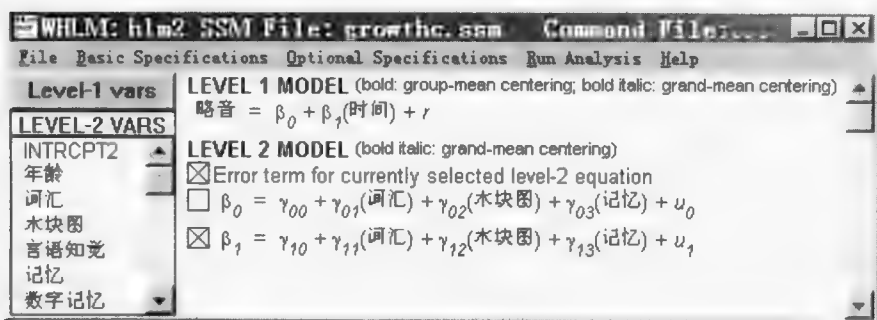


图 5-8

保存建立当前模型的命令，单击 HLM 主窗口 Run Analysis 菜单项执行运算，然后保存好输出结果（图 5-9）供进一步分析用。

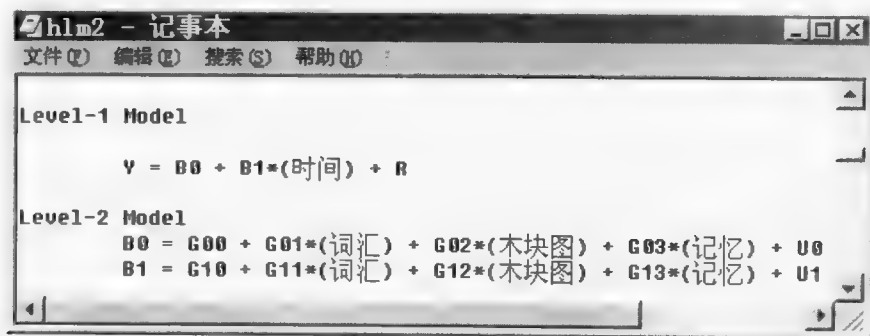


图 5-9

建构模型 2 的命令在建构模型 1 的命令的基础上进行, 调用建构模型 1 的命令文件后, 用鼠标单击第二层变量列表中的变量名“言语知觉”, 把变量“言语知觉”分别添加到模型第二层的两个方程中去即可完成模型 2 的建构 (图 5-10)。

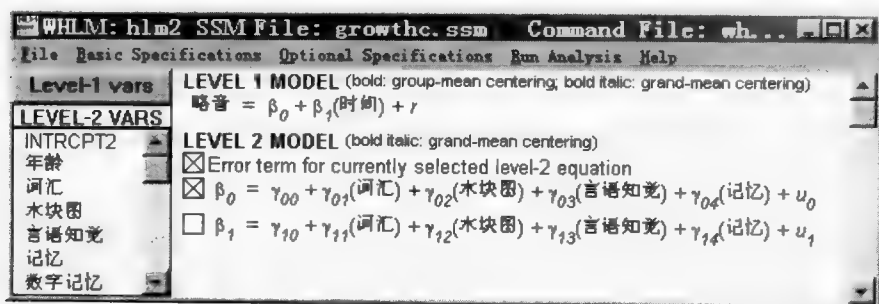


图 5-10

保存建构模型 2 的命令文件, 执行运算命令并把运算结果 (图 5-11) 保存起来供进一步的分析用。

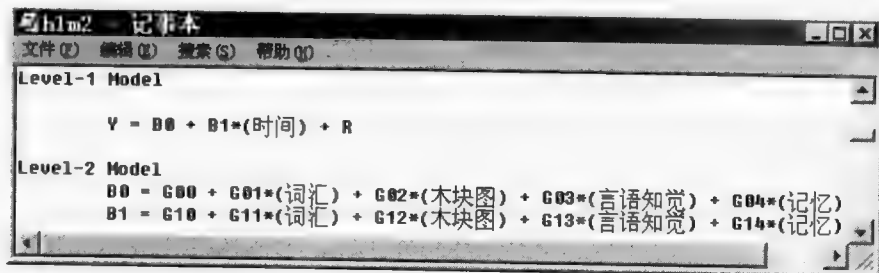


图 5-11

3. 结果解释

首先看模型 1 的结果。

The outcome variable is 略音

Level-1 Model

$$Y = B0 + B1 * (\text{时间}) + R$$

Level-2 Model

$$B0 = G00 + G01 * (\text{词汇}) + G02 * (\text{木块图}) + G03 * (\text{记忆}) + U0$$

$$B1 = G10 + G11 * (\text{词汇}) + G12 * (\text{木块图}) + G13 * (\text{记忆}) + U1$$

下面是该模型各参数的最后估计结果，首先是模型各层随机部分的参数估计结果。

Sigma_squared = 4.91543

Tau

INTRCPT1, B0	9.93682	2.17574
时间, B1	2.17574	0.50747

可以看到把词汇、木块图和记忆自变量添加到模型的第二层方程后，截距和斜率在儿童之间的变异有所减少，原来的数值分别为 18.1732 (9.93682) 和 0.7576 (0.50747)，读者可参考表 5-3 的数据整理格式。

Tau (as correlations)

INTRCPT1, B0	1.000	0.969
时间, B1	0.969	1.000

Random level - 1 coefficient Reliability estimate

INTRCPT1, B0	0.676
时间, B1	0.306

第一层系数的信度估计结果。

The value of the likelihood function at iteration 337 = -1.011474E+003

The outcome variable is 略音

Final estimation of fixed effects:

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	-18.576363	3.508251	-5.295	105	0.000

	词汇, G01	0.119195	0.029953	3.979	105	0.000
	木块图, G02	0.051584	0.013642	3.781	105	0.000
	记忆, G03	0.457540	0.169899	2.693	105	0.007
For	时间 slope, B1					
	INTRCPT2, G10	-2.978628	1.192044	-2.499	105	0.013
	词汇, G11	0.032087	0.010344	3.102	105	0.002
	木块图, G12	0.011510	0.004749	2.424	105	0.016
	记忆, G13	0.006403	0.057402	0.112	105	0.912

Final estimation of fixed effects
(with robust standard errors)

	Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For	INTRCPT1, B0					
	INTRCPT2, G00	-18.576363	2.788637	-6.661	105	0.000
	词汇, G01	0.119195	0.027388	4.352	105	0.000
	木块图, G02	0.051584	0.011262	4.580	105	0.000
	记忆, G03	0.457540	0.144510	3.166	105	0.002
For	时间 slope, B1					
	INTRCPT2, G10	-2.978628	1.041744	-2.859	105	0.005
	词汇, G11	0.032087	0.010276	3.123	105	0.002
	木块图, G12	0.011510	0.004065	2.832	105	0.005
	记忆, G13	0.006403	0.047005	0.136	105	0.892

各新增变量对截距的影响效果显著 ($P < 0.01$), 但“记忆”对斜率的影响效果不显著 (系数值为 0.006403, $P > 0.5$)。

Final estimation of variance components:

Random Effect	Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1, U0	3.15227	9.93682	105	370.93300	0.000
时间 slope, U1	0.71237	0.50747	105	159.05192	0.001
level - 1, R	2.21708	4.91543			

对随机部分参数的检验结果显示，略音的最后一次测量结果和语音意识的生长率在儿童间还有较大程度的变异。

Statistics for current covariance components model

Deviance = 2022.947305

Number of estimated parameters = 4

下面是模型 2 的计算结果，模型 2 与模型 1 的不同之处是儿童的言语知觉变量被添加到第二层方程中去，读者请注意变量“言语知觉”对斜率和截距变异的影响程度，并且与前面的基本线性生长模型和模型 1 的结果相比，模型 2 中的斜率和截距的变异减少的程度可计算出来，请参见表 5-3 的内容。

The outcome variable is 略音

Level - 1 Model

$$Y = B0 + B1 * (\text{时间}) + R$$

Level - 2 Model

$$B0 = G00 + G01 * (\text{词汇}) + G02 * (\text{木块图}) + G03 * (\text{言语知觉}) \\ + G04 * (\text{记忆}) + U0$$

$$B1 = G10 + G11 * (\text{词汇}) + G12 * (\text{木块图}) + G13 * (\text{言语知觉}) \\ + G14 * (\text{记忆}) + U1$$

下面是模型 2 的最后估计结果，首先是模型随机部分的估计结果，读者可以对照模型 1 和基本线性生长模型的结果，计算新增加的变量“言语知觉”对

儿童略音最后一次测量结果和生长率变异的影响。

Sigma _ squared = 4.91235

Tau

INTRCPT1, B0	8.18031	1.72956
时间, B1	1.72956	0.40099

Tau (as correlations)

INTRCPT1, B0	1.000	0.955
时间, B1	0.955	1.000

Random level - 1 coefficient Reliability estimate

INTRCPT1, B0	0.638
时间, B1	0.260

第一层系数的信度估计结果。

The value of the likelihood function at iteration 171 = -1.009107E+003

Final estimation of fixed effects:

Fixed Effect		Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For	INTRCPT1, B0					
	INTRCPT2, G00	-17.543946	3.292151	-5.329	104	0.000
	词汇, G01	0.099541	0.028620	3.478	104	0.001
	木块图, G02	0.047100	0.012871	3.659	104	0.000
	言语知觉, G03	0.286104	0.072675	3.937	104	0.000
	记忆, G04	0.147594	0.177393	0.832	104	0.406
For	时间 slope, B1					
	INTRCPT2, G10	-2.672814	1.153027	-2.318	104	0.020
	词汇, G11	0.026271	0.010158	2.586	104	0.010

木块图, G12	0.010516	0.004591	2.291	104	0.022
言语知觉, G13	0.073323	0.025273	2.901	104	0.004
记忆, G14	-0.072087	0.061721	-1.168	104	0.243

Final estimation of fixed effects
(with robust standard errors)

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	-17.543946	2.560310	-6.852	104	0.000
词汇, G01	0.099541	0.023496	4.236	104	0.000
木块图, G02	0.047100	0.011073	4.253	104	0.000
言语知觉, G03	0.286104	0.067232	4.256	104	0.000
记忆, G04	0.147594	0.142195	1.038	104	0.300
For 时间 slope, B1					
INTRCPT2, G10	-2.672814	0.981946	-2.722	104	0.007
词汇, G11	0.026271	0.009673	2.716	104	0.007
木块图, G12	0.010516	0.004121	2.552	104	0.011
言语知觉, G13	0.073323	0.021590	3.396	104	0.001
记忆, G14	-0.072087	0.043254	-1.667	104	0.095

固定部分参数的结果显示, 变量“记忆”对儿童略音生长率的影响不显著, 其他作用均达到了统计学上的显著性水平。

Final estimation of variance components:

Random Effect	Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1, U0	2.86012	8.18031	104	318.67982	0.000

时间 slope, U1	0.63324	0.40099	104	147.69205	0.003
level-1, R	2.21638	4.91235			

随机部分的结果显示了儿童略音的最后发展水平和生长率在儿童之间的变异显著，新增变量“言语知觉”进一步解释了这种变异。

Statistics for current covariance components model

Deviance = 2018.213468

Number of estimated parameters = 4

模型整体拟合程度的统计结果。

四、跨级相关

在本书第二章里我们提到了跨级相关 (intra-class correlation) 的概念，就二层模型来说，指因变量 Y 的总变异中有多少是由于第二层单位间的差异造成的，也指与其他第二层单元相比，同一个第二层单元中的每个第一层单元的测量结果相似的程度。就本章的例子来说，跨级相关指略音的总变异中因为儿童之间的差异造成的比例。计算跨级相关需要估计第一层和第二层的随机变异，然后根据第二章中公式即可计算出变量的跨级相关。

首先建立一个无条件模型 (图 5-12)。

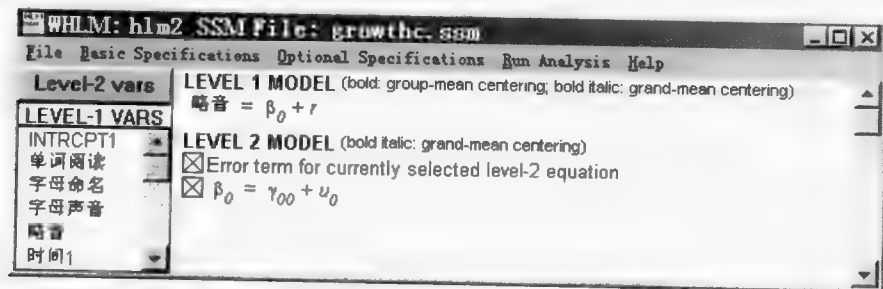


图 5-12

该模型的第一层和第二层的随机变异如下：

Final estimation of variance components:

Random Effect		Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1, U0		2.77850	7.72008	108	447.46984	0.000
level - 1, R		3.04316	9.26081			

则相应的跨级相关为：

$$\rho = \frac{\tau_{00}}{\tau_{00} + \sigma^2} = \frac{7.72008}{7.72008 + 9.26081} \approx 0.455$$

也就是说约 46% 的总变异是由第二层的因素引起，有的研究结果报告中也列举出变量的跨级相关结果，读者在实际应用中可根据自己的情况选择是否列出该项统计分析指标。

五、参数的显著性检验和第一层单元的方差齐性检验

HLM 软件可以对固定部分参数的显著性进行多元统计检验，请看图 5-13 中的有关参数，我们首先对 γ_{01} 和 γ_{11} 的显著性进行检验。

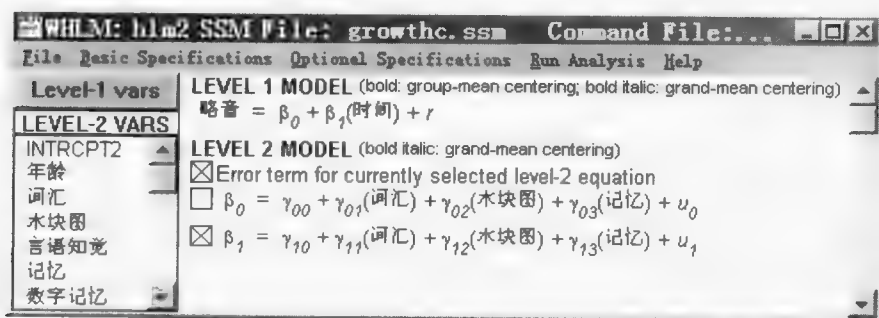


图 5-13

检验的虚无假设是： $H_0: \gamma_{01} = \gamma_{11} = 0$

γ_{01} 是词汇变量对截距 β_0 的作用， γ_{11} 是词汇变量对斜率 β_1 的作用，要对

这两个参数的显著性进行检验，首先单击 HLM 主窗口菜单项的 Optional Specification 命令（图 5-14）。

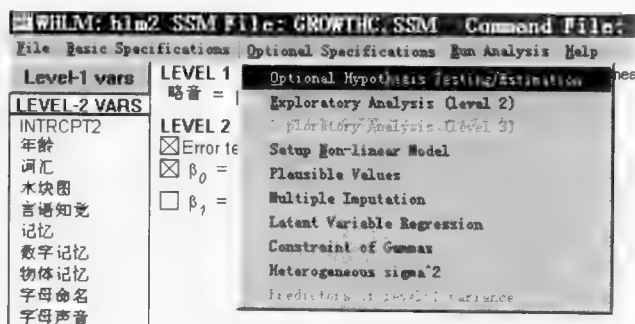


图 5-14

然后在下拉菜单中选择执行 Optional Hypothesis Testing/Estimation 命令，新弹出的一个对话框（图 5-15）。

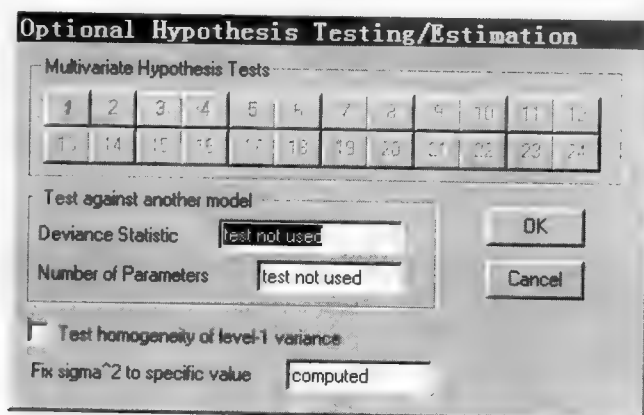


图 5-15

单击对话框中带有 1 字的按钮弹出 General Liner Hypothesis: Hypothesis 1 窗口（图 5-16），在该窗口里界定对前面所述的两个参数的检验。

首先在 γ_{01} 后面的数字框中键入“1”字（图 5-17）。

然后单击该对话框上部 2 前面的圆形选项框，并在对应 γ_{11} 后面的数字框中键入“1”字（图 5-18）。

General Linear Hypothesis: Hypothesis 1

OK Cancel

	0	1	2	3	4	5
INTRCPT1, β_0						
INTRCPT2, γ_{00}	0.0000					
词汇, γ_{01}	0.0000					
水块图, γ_{02}	0.0000					
记忆, γ_{03}	0.0000					
时间 slope, β_1						
INTRCPT2, γ_{10}	0.0000					
词汇, γ_{11}	0.0000					
水块图, γ_{12}	0.0000					
记忆, γ_{13}	0.0000					

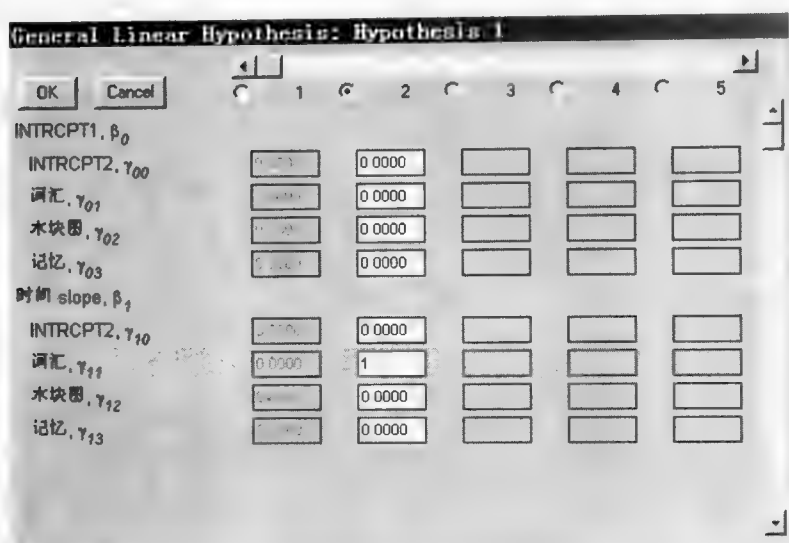
图 5-16

General Linear Hypothesis: Hypothesis 1

OK Cancel

	0	1	2	3	4	5
INTRCPT1, β_0						
INTRCPT2, γ_{00}	0.0000					
词汇, γ_{01}	1					
水块图, γ_{02}	0.0000					
记忆, γ_{03}	0.0000					
时间 slope, β_1						
INTRCPT2, γ_{10}	0.0000					
词汇, γ_{11}	0.0000					
水块图, γ_{12}	0.0000					
记忆, γ_{13}	0.0000					

图 5-17



General Linear Hypothesis: Hypothesis 1

OK Cancel

INTRCPT1, β_0

INTRCPT2, γ_{00} 0.0000

词汇, γ_{01} 0.0000

木块图, γ_{02} 0.0000

记忆, γ_{03} 0.0000

时间 slope, β_1

INTRCPT2, γ_{10} 0.0000

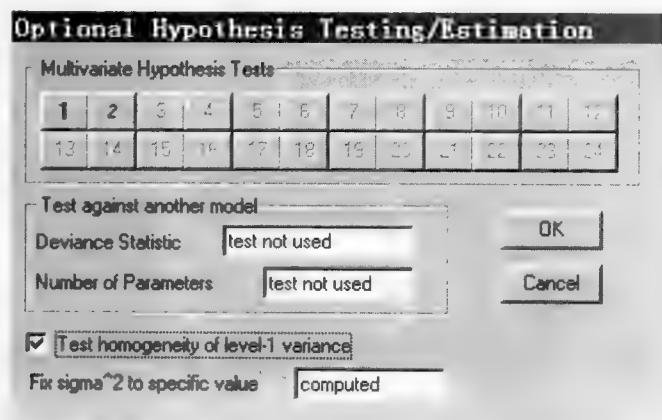
词汇, γ_{11} 1

木块图, γ_{12} 0.0000

记忆, γ_{13} 0.0000

图 5-18

之后单击对话框左上角的 OK 按钮完成对这两个参数进行显著性检验的设定。General Liner Hypothesis: Hypothesis 1 窗口消失，回到 Optional Hypothesis Testing/Estimation 窗口。读者此时可以单击 OK 按钮回到主窗口并执行运算，查看有关参数检验的结果，也可以在本窗口进行其他设定，然后再回到主窗口，本例选择后者，请读者阅读下面的内容。



Optional Hypothesis Testing/Estimation

Multivariate Hypothesis Tests

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24

Test against another model

Deviance Statistic test not used

Number of Parameters test not used

OK

Cancel

☒ Test homogeneity of level-1 variance

Fix sigma^2 to specific value computed

图 5-19

在多层线性模型的计算中，我们一般假定各个第一层单元的残差方差齐，也就是说 σ^2 在各个第二层单元中是相同的，HLM 软件可以检测当前所分析的数据是否符合这个假定。为了检测我们当前所分析的数据是否符合这个假定，读者可在 Optional Hypothesis Testing / Estimation 选项窗口中选 Test Homogeneity of Level - 1 variance 选项（图 5-19）。

然后单击 OK 按钮回到主窗口并执行运算，输出结果中除了模型固定部分和随机部分参数的最后估计结果外，在结果输出的最后部分显示的是参数检验和第一层方差齐性检验的结果。

Test of homogeneity of level - 1 variance

Chi - square statistic = 85.82365

Number of degrees of freedom = 96

P - value = >0.500

Results of General Linear Hypothesis Testing

	Coefficients	Contrast	
For INTRCPT1, B0			
INTRCPT2, G00	-18.576363	0.000	0.000
词汇, G01	0.119195	1.000	0.000
木块图, G02	0.051584	0.000	0.000
记忆, G03	0.457540	0.000	0.000
For 时间 slope, B1			
INTRCPT2, G10	-2.978628	0.000	0.000
词汇, G11	0.032087	0.000	1.000
木块图, G12	0.011510	0.000	0.000
记忆, G13	0.006403	0.000	0.000

Chi-square statistic = 16.215855

Degrees of freedom = 2

P-value = 0.000561

对第一层方差齐性检验的结果为 $\chi^2 = 85.82365$, $P > 0.50$, 说明残差方差在第二层各个单元之间齐, 也就是说儿童间各次测试的残差变异基本相同。对 γ_{01} 和 γ_{11} 的检验结果为 $\chi^2 = 16.215855$, $P = 0.000561$, 我们拒绝虚无假设, γ_{01} 和 γ_{11} 的值同时为 0 的可能性非常小。

六、第二层自变量的探索性分析

在本章前面讲到的模型 2 中我们建立了如下的模型方程:

模型 2:

模型第一层的方程:

$$\text{略音} = \beta_0 + \beta_1 (\text{时间}) + r$$

模型第二层的方程:

$$\beta_0 = \gamma_{00} + \gamma_{01}(\text{词汇}) + \gamma_{02}(\text{木块图}) + \gamma_{03}(\text{言语知觉}) + \gamma_{04}(\text{记忆}) + \mu_0$$

$$\beta_1 = \gamma_{10} + \gamma_{11}(\text{词汇}) + \gamma_{12}(\text{木块图}) + \gamma_{13}(\text{言语知觉}) + \gamma_{14}(\text{记忆}) + \mu_1$$

如果读者还想知道儿童的“字母命名”、“字母声音”和是否接受干预措施(变量名为“干预”)、年龄等第二层的自变量被添加到模型第二层方程中的结果时, 可以通过探索性分析来显示它们被包括进模型的方程后各自可能的重要性大小。通过对每个将要进入模型第二层方程的自变量的经验贝叶斯残差进行回归, 结果显示出每个潜在自变量进入方程后的系数值、标准误估计值和进入方程的 T 值 (t-to-enter) 大小。

要对这些变量进行探索性分析, 我们首先调用保存过的建构模型 2 的命令文件 (图 5-20)。

然后单击 HLM 主窗口中的 Optional Specifications 中的 Exploratory Analysis (Level 2) 命令 (图 5-21)。

HLM 主窗口随即变成图 5-22 所示的模样。

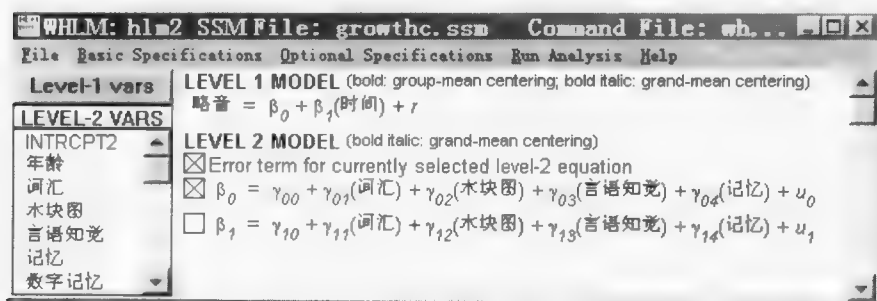


图 5-20

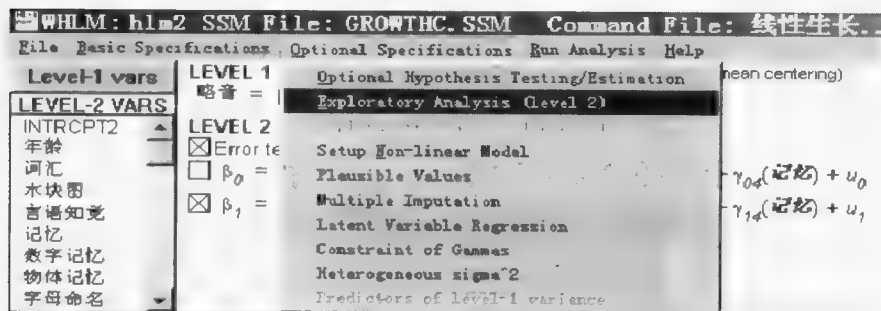


图 5-21

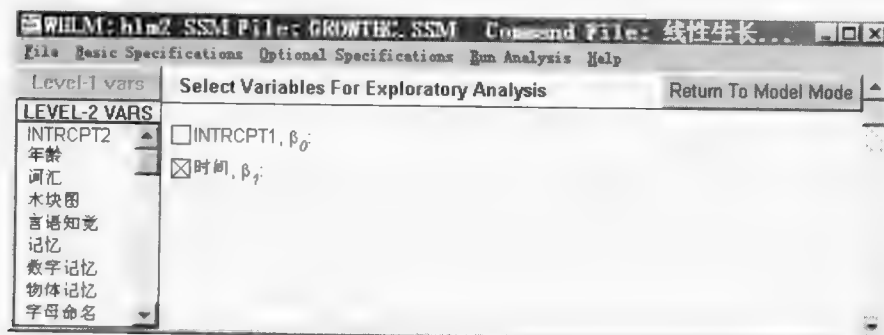


图 5-22

注意我们希望探索的变量是“字母命名”、“字母声音”、“干预”和“年龄”，首先单击第二层变量列表中的年龄变量名，HLM主窗口显示如图 5-23 所示。

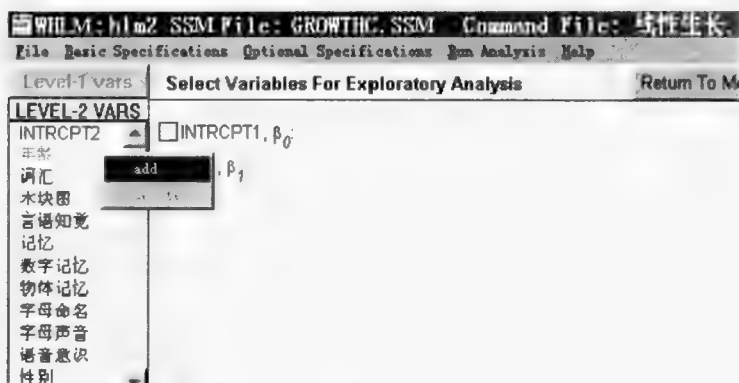


图 5-23

单击弹出菜单项中的 ADD 选项，年龄变量就被添加到右边的窗口中去（图 5-24）。

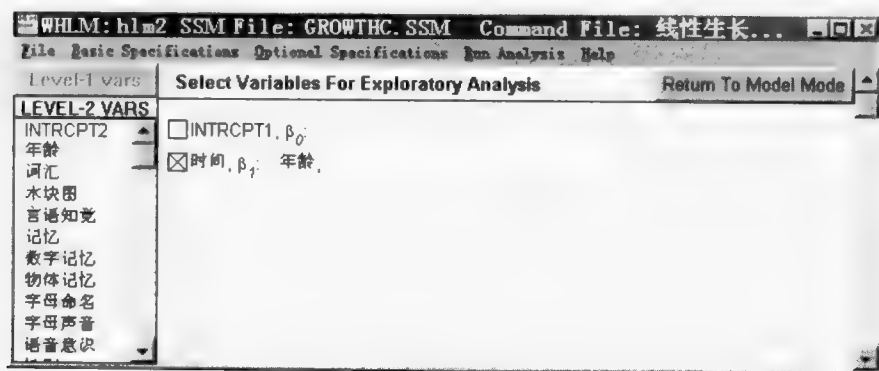


图 5-24

用同样的方法把“字母命名”、“字母声音”和“干预”变量添加到右边的窗口中，HLM 主窗口显示为（图 5-25）。

再单击主窗口 INTRCPT1, β_0 前面的小方框选中截距方程，然后用同样的方法把上述四个变量选进方程中去（图 5-26）。

然后单击 HLM 主窗口右上角的 Return To Model Mode（返回建模模式）按钮，回到图 5-20 所示的状态。注意我们刚才的操作已经被 HLM 软件记录下来，此时的窗口显示尽管按钮与图 5-20 一样，但实质是不同的，读者请把当

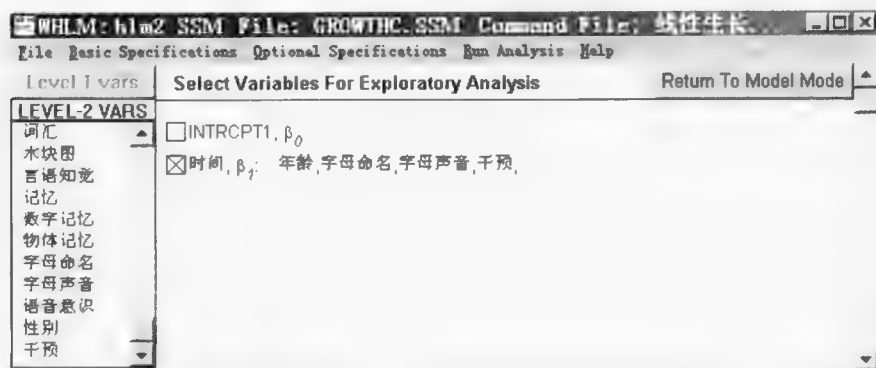


图 5-25

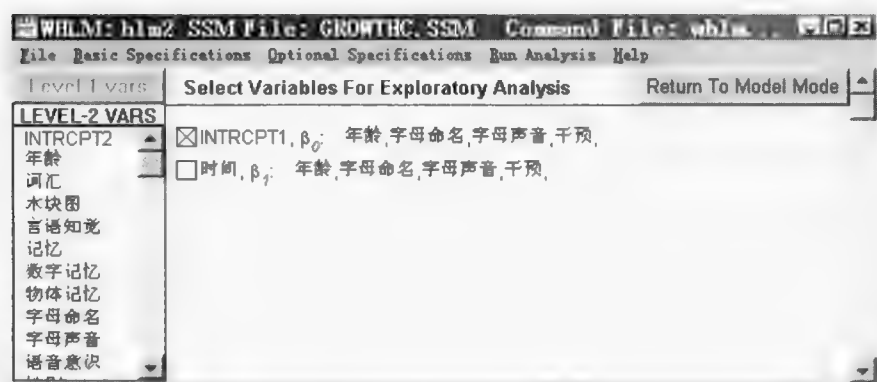


图 5-26

前命令用另外的文件名保存。保存好命令文件后，单击 HLM 主窗口的 run analysis 菜单项执行运算，运算结束后即可查看运算结果。

本次运算结果的前面部分与模型 2 的运算结果一样，只是在结果输出的最后部分显示了这几个变量如果被添加到模型的第二层各方程中去的探索结果。

Exploratory Analysis: estimated level - 2 coefficients and their standard errors obtained by regressing EB residuals on level - 2 predictors selected for possible inclusion in subsequent HLM runs

Level - 1 Coefficient	Potential Level - 2 Predictors			
	年龄	字母命名	字母声音	干预
INTRCPT1, B0				
Coefficient	0.145	0.088	0.110	-0.269
Standard Error	0.064	0.027	0.030	0.263
t value	2.278	3.260	3.667	-1.023
	年龄	字母命名	字母声音	干预
时间, B1				
Coefficient	0.030	0.019	0.024	-0.061
Standard Error	0.014	0.006	0.006	0.056
t value	2.221	3.318	3.645	-1.088

结果显示了这四个变量如果被添加到第二层的两个方程中后各自可能的效应, 无论是截距或是斜率, 干预措施如果被包括进方程的作用最小, 相应的系数分别是 -0.269 和 -0.061, 进入方程的 T 值最小。字母声音如果被包括进方程后的作用最大, 如果被包括到截距项的方程中, 可能的系数是 0.110, 也就是说初始字母声音测试成绩好的儿童可能比成绩差的儿童有较高的略音发展水平。其他变量的解释就请读者参照前面进行。

本书所讲的内容, 主要供普通读者分析研究中常见的数据用, 因此, 一些高级的多层模型和 HLM 软件的高级功能, 本书就不再涉及到, 有兴趣的读者可以参考有关 HLM 软件的书和使用手册。

第六章

三层线性模型的应用

我们现在要讨论的三层线性模型的应用，实际上是二层模型在组织研究中的应用与其在追踪研究中应用的结合，在此我们介绍其三种不同的子模型。对每一个模型的介绍，也同样都会包含三个部分，一是对该模型的基本描述，二是介绍如何建构该模型、并得到运行结果的命令文件，三是对主要输出结果进行解释。本章所用数据来自一个假想的教育研究，所分析的数据是通过模拟方法得到的，目的在于对三层线性模型的建构过程进行演示。该研究假定对来自 80 所学校的 16000 名儿童进行追踪研究，以考察他们语文成绩的发展变化情况及有关因素的影响，语文成绩测试每年进行一次，在六年的时间内共进行六次测试，每个儿童都有六次测试成绩。下面各个例子中模型第一层方程的结果变量都是语文成绩，在这里，学校是第三层上的单元，儿童是第二层上的单元，每个儿童的各次观察记录为第一层上的单元。

本分析所用的 SSM 文件已经存放在书后面所附的光盘中，文件名为 guobook.ssm。因为文件太大，超出了 HLM 学生版本的处理能力，因此本章的所有模型都是用 HLM 正式版软件分析的。文件中所涉及到的变量为：

CHINESE：第一层数据中的变量，为儿童各次测试的语文成绩，每个儿童有六个语文成绩。

TIME：学习年限，也就是每次测试的时间，从第一次到第六次依次编码为 -2.5、-1.5、-0.5、0.5、1.5 和 2.5，为学生的实际学习年限减 3.5。

SCHDORM: 标示学生是否住在学校宿舍的变量, 如果住校编码为 1, 否则编码为 0。

URBAN: 学校中城市学生所占的百分比。

一、无条件模型 (零模型)

1. 模型描述

首先我们讨论一个基本的三层线性模型, 无条件模型 (unconditional model) (零模型), 其模型方程如下所示。

模型第一层为:

$$\text{CHINESE} = \pi_0 + e$$

第一层上的截距 π_0 继而成为模型第二层 (在本例中是 16000 名儿童) 方程中的结果变量, 表示该截距项在不同儿童之间的随机变化, 模型第二层为:

$$\pi_0 = \beta_{00} + r_0$$

在模型的第三层上, 第二层上的截距 β_{00} 又成为结果变量, 表示该截距系数在第三层的单元 (即学校) 之间随机变化, 模型第三层为:

$$\beta_{00} = \gamma_{000} + \mu_{00}$$

此处假设第一层上的误差 (即 e) 是正态分布的, 其平均数为 0, 方差 σ^2 恒定。模型第一层只通过一个第二层上的参数来预测每个第一层单元的结果, π_0 代表平均结果。在模型第二层中, β_{00} 代表儿童之间的平均结果, 而 r_0 代表随机项, 其相应的假设是 $r_0 \sim N(0, \tau_{00})$ 。相似地, 在模型第三层中, γ_{000} 代表学校之间的平均结果, μ_{00} 是随机项, 其相应的假设是 $\mu_{00} \sim N(0, \tau_{000})$ 。

上述的三层模型就是所谓的方差分解模型 (variance decomposition model), 它等同于具有随机效应的单向方差分析 (one-way ANOVA), 这一模型常常是对分层数据进行分析的良好起点, 因为它提供了非常有用的分层结构各层上结果变异的信息。

把上述模型第一层、第二层和第三层的方程组合起来表述如下:

$$\text{CHINESE} = \gamma_{000} + \mu_{00} + r_0 + e$$

而结果的方差则表述如下:

$$\text{Var}(\text{CHINESE}) = \tau_{000} + \tau_{00} + \sigma^2$$

方差成分 τ_{000} 是指整个数据中 80 所学校的平均数的变异, 而 τ_{00} 是 16000 个第二层单元(儿童)的平均数的变异, σ^2 是误差方差。

上面界定的无条件模型也为计算跨级相关系数提供了必要的信息。由第二层单元间的变异所解释的总体方差的比例, 可以由下面的公式计算出来:

$$\rho_1 = [(\tau_{00}) / (\tau_{000} + \tau_{00} + \sigma^2)]$$

学校(在本例中就是第三层上的单元)间的方差所占的比例可以由下面的公式估计:

$$\rho_2 = [(\tau_{000}) / (\tau_{000} + \tau_{00} + \sigma^2)]$$

另一个可计算出来的、研究者感兴趣的统计量是最小二乘估计系数的信度, 这些信度可以在第二层及第三层模型上进行估计。对儿童(第二层的单元)来说, 估计的信度是指第二层的方差成分与第二层和第一层方差成分总和的比率, 也就是说, 第一层的方差要除以特定组群内的观察个案数, 即 $\tau_{00} / (\tau_{00} + \sigma^2 / n_{jk})$ 。相似地, 作为真实平均数估计的学校样本平均数, 其信度可以由下面的公式得出:

$$\tau_{000} / \left[\tau_{000} + \left[\sum (\tau_{00} + \sigma^2 / n_{jk})^{-1} \right]^{-1} \right]$$

上面的两个表达式分别代表了儿童间和学校间的平均信度, 二者分别可以作为儿童和学校均数的总和统计量(summary statistics)。

2. 创建命令文件

接着我们介绍建构该模型命令文件的具体过程。为了进行 HLM 程序分析而创建一个新的命令文件, 这里我们首先要做的是打开已经创建完成的 SSM 文件。只要点击 File 菜单中的 New command file 选项就可以完成, 如图 6-1 所示。

松开鼠标, 就会有新弹出的窗口提示要打开的 SSM 文件, 在本例中, 我们选择的 SSM 文件为 guobook.ssm。该文件保存在本书后面附送的光盘内供读者

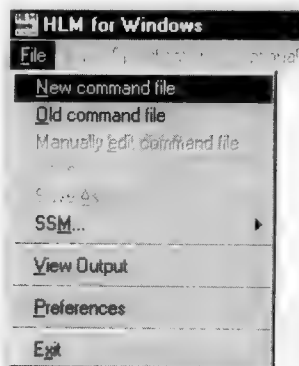


图 6-1

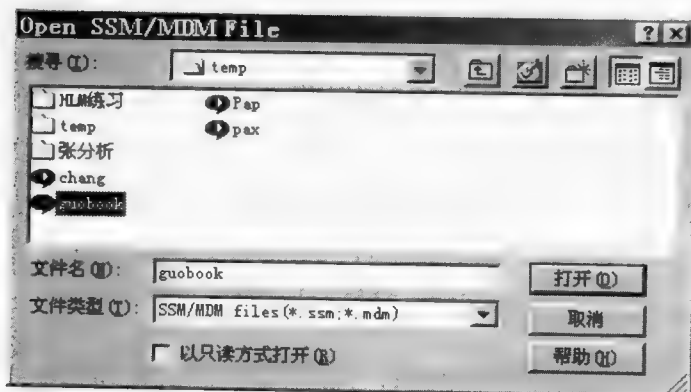


图 6-2

直接调用。打开文件的过程如图6-2所示。

选定 SSM 文件后,点击 Open 按钮,这时 SSM 文件中第一层上变量的信息就显示在主窗口的左侧。要想看第二层和第三层上的变量,只需点击第 LEVEL-1 VARS 上面相应的按钮即可(图 6-3)。

创建一个新命令文件的第一步是要选择一个结果变量,本例的着眼点是对结果变量 CHINESE 中的方差进行分解,那么就选择变量 CHINESE 为结果变量。一旦从变量表列中选择了变量名,窗口中立即就会显示出对该变量进行设定

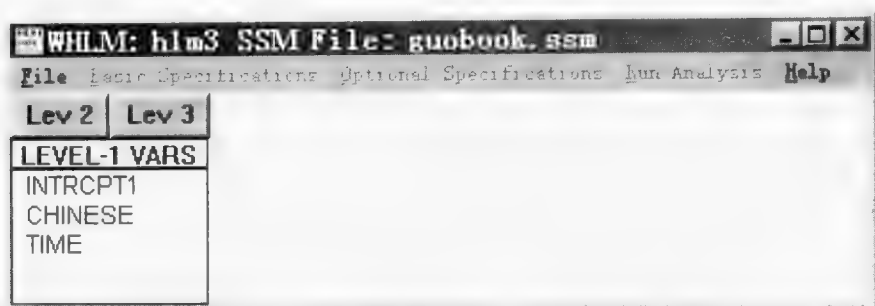


图 6-3

的有关选项，点击变量名CHINESE，再用鼠标选择点击Outcome variable选项，就把CHINESE设定为模型中的结果变量了（图6-4）。

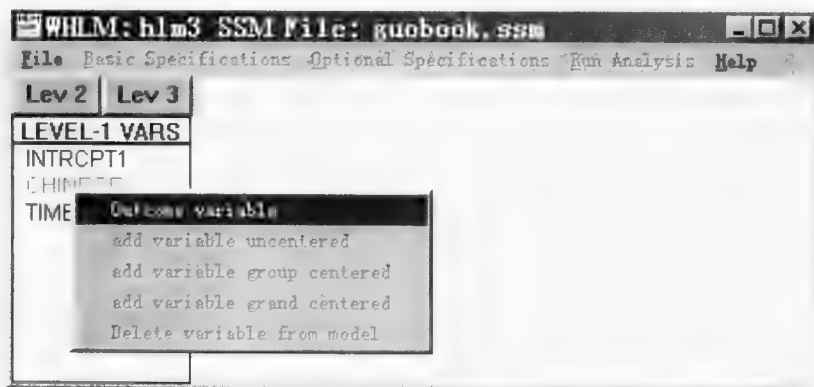


图 6-4

一旦设定了结果变量，基本的三水平模型就会显示在主窗口中。注意，CHINESE 是模型第一层上的结果变量，第一层上的系数在第二层单元中是随机变化的。同样地，第二层上的系数是模型中第三层的结果变量。模型的第二层和第三层上都包括一个随机效应成分（图6-5）。

大家可以看到此时的模型就是我们前面所描述的无条件模型（unconditional model）。保存建构该模型的命令文件，然后点击 WHLM 主窗口顶端的 Run Analysis 选项运行分析过程，显示详细迭代过程的窗口自动关闭后就可以查看结果输出。

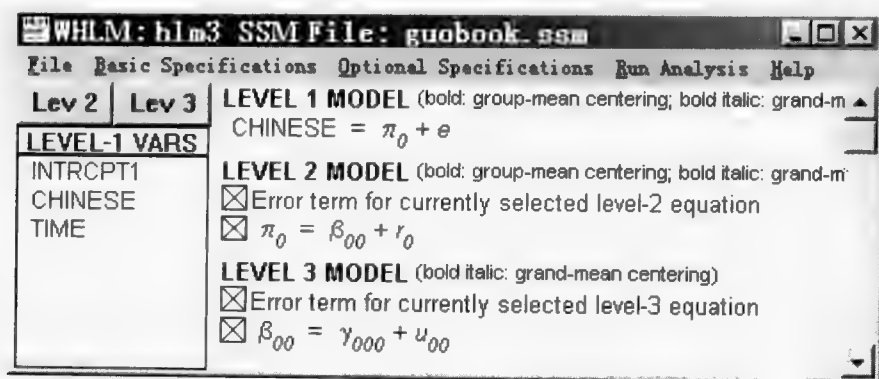


图 6-5

3. 结果解释

下面是对上述模型计算后输出结果中的主要内容，我们将对其进行讨论和解释。

The outcome variable is CHINESE

Level - 1 Model

$$Y = P_0 + E$$

Level - 2 Model

$$P_0 = B_{00} + R_0$$

Level - 3 Model

$$B_{00} = G_{000} + U_{00}$$

结果输出的开始部分重述了当前模型的建构信息，本例运算经过 2 次迭代后就达到了收敛标准，迭代运算过程结束。下面给出的“Sigma_squared”就是对模型第一层上的方差 σ^2 的估计结果，Tau (pi) 代表模型中第二层上的方差和协方差，Tau (beta) 则是分层结构模型中第三层上的方差和协方差。这部分内容同时报告了模型第一层的信度估计结果，这是所有 16000 个第二层单元（儿童）中的每个第一层系数的总体信度或者平均信度，随后是模型第二层（80 个学校间的）的信度估计结果，具体如下。

Sigma _ squared = 1.38322

Standard Error of Sigma _ squared = 0.00692

Tau (pi)

INTRCPT1, P0 0.20995

Tau (pi) (as correlations)

INTRCPT1, P0 1.000

Standard Errors of Tau (pi)

INTRCPT1, P0 0.00507

Random level - 1 coefficient	Reliability estimate
------------------------------	----------------------

INTRCPT1, P0	0.477
--------------	-------

Tau (beta)

INTRCPT1

INTRCPT2, B00

0.04388

Tau (beta) (as correlations)

INTRCPT1/INTRCPT2, B00 1.000

Standard Errors of Tau (beta)

INTRCPT1

INTRCPT2, B00

0.00729

Random level - 2 coefficient	Reliability estimate
------------------------------	----------------------

INTRCPT1/INTRCPT2, B00	0.952
------------------------	-------

第二层上系数的信度稍微比第一层上系数的信度高一点，但要注意第一层的方差比第二层的方差大得多。

Final estimation of fixed effects:

		Standard	Approx.			
Fixed Effect	Coefficient	Error	T-ratio	d.f.	P-value	
<hr/>						
For	INTRCPT1, P0					
For	INTRCPT2, B00					
	INTRCPT3, G000	-0.576272	0.024001	-24.011	79	0.000
<hr/>						

The outcome variable is CHINESE

Final estimation of fixed effects

(with robust standard errors)

Fixed Effect	Coefficient	Standard	T-ratio	Approx.	
		Error		d. f.	P-value
For INTRCPT1, P0					
For INTRCPT2, B00					
INTRCPT3, G000	-0.576272	0.024001	-24.011	79	0.000

从固定效应的最后估计结果中，我们可以看到，截距的估计值是 -0.576272 (t 值是 -24.011)。

从下一部分的结果中我们可以看到，最大的方差成分是在模型的第一层上，其估计值是 1.38322，我们也可以看到第二层单元间的变异比第三层单元（学校）间的大一点。结果变量方差中的 12.82% $[0.20995 / (1.38322 + 0.20995 + 0.04388)]$ 是在模型的第二层上，而在第三层上的是 2.7% $[0.04388 /$

$(1.38322 + 0.20995 + 0.04388)]$ ，这表明有必要在模型中增加新的、有助于解释掉大量第二层观察值方差的预测变量。

Final estimation of level - 1 and level - 2 variance components:

Random Effect		Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1,	R0	0.45821	0.20995	15920	28241.85231	0.000
level - 1,	E	1.17610	1.38322			

Final estimation of level - 3 variance components:

Random Effect		Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1/INTRCPT2,	U00	0.20948	0.04388	79	1673.87703	0.000

Statistics for current covariance components model

Deviance = 314182.933737

Number of estimated parameters = 4

最后给出模型拟合的似然估计结果和估计参数的数量。

二、随机截距和斜率模型

1. 模型描述

我们将要讨论的模型可以称之为“随机截距和斜率模型”(random intercept and slope model),是前述三层模型及所得结果的延续,在这里我们增加预测变量 TIME,当前所建模型是通过变量 TIME 来预测语文成绩(CHINESE),这就意味着模型第一层上针对每一个儿童来说有两个系数,即截距(π_0)和变量 TIME 的斜率(π_1),如下所示:

$$\text{CHINESE} = \pi_0 + \pi_1 (\text{TIME}) + e$$

本例中的第一层系数在第二层单元内随机变化,两个第一层上的模型系数变成了模型第二层(在本例中是 16000 名儿童)上的结果变量,截距 π_0 和变量 TIME 的斜率 π_1 都被建构为在学校内儿童之间随机变化。

$$\pi_0 = \beta_{00} + r_0$$

$$\pi_1 = \beta_{10} + r_1$$

在模型的第三层上,每一个第二层上的系数又成了结果变量,这些系数在第三层上被建构为在第三层单元(学校)间随机变化。

$$\beta_{00} = \gamma_{000} + \mu_{00}$$

$$\beta_{10} = \gamma_{100} + \mu_{10}$$

2. 创建命令文件

如前所述,我们首先需要创建一个新的命令文件。同样地我们选择之前已经创建完成的文件 guobook.ssm,如前面例子所示,SSM 文件中关于各层变量的信息,就显示在窗口的左侧,然后定义 CHINESE 为结果变量,结果变量选定之后,基本的三层模型就会显示出来(图 6-6)。

下一步,我们把预测变量 TIME 添加到第一层的模型中去,可以点击该变量名 TIME,并选择执行 add variable uncentered 选项(图 6-7)。

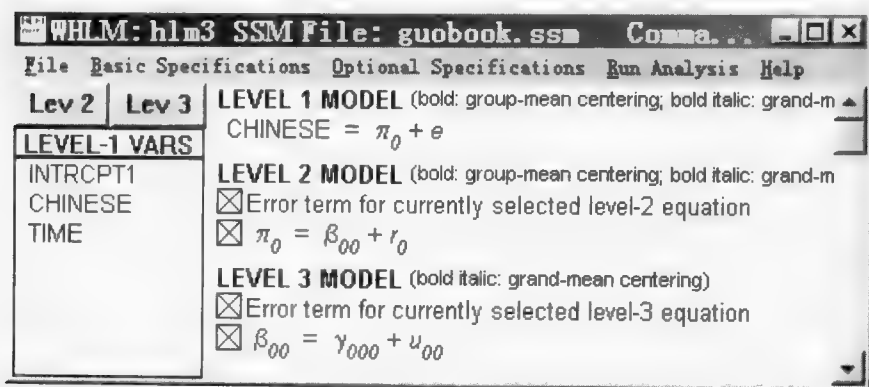


图 6-6

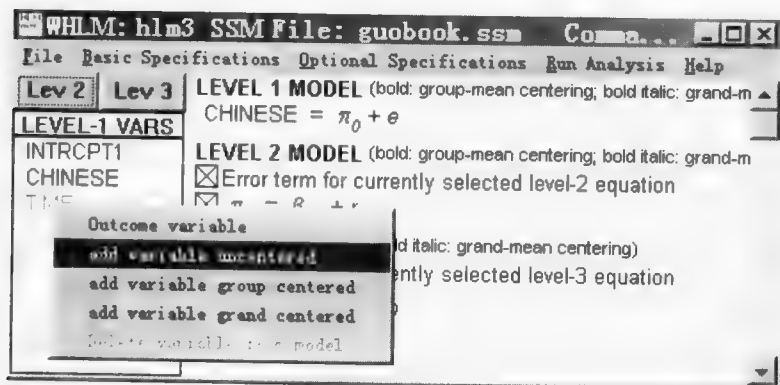


图 6-7

预测变量 TIME 进入模型第一层的方程之后，模型第一层上就会有两个系数，分别是变量 TIME 的效应 π_1 和截距项 π_0 ，这两个系数又都是模型第二层上的结果变量，两个随机效应 γ_0 和 γ_1 （在结果文件中被指定为 R0 和 R1）也会呈现在模型第二层的方程中。

为了改变 HLM 程序中的某些基本设定，比如要把创建一个残差文件作为 WHLM 输出结果的一部分，可以从主窗口中选择 Basic Specifications 选项，然后用户可以在 Basic Model Specifications - HLM3 对话框中进行以下选择：

- 控制迭代的次数；
- 设定收敛标准；
- 指定 Tau 矩阵为非正定矩阵时使用的程序；
- 选择迭代加速的模式；
- 指定基本的 WHLM 结果输出文件的文件名和路径；
- 要求创建模型的第二层和第三层的残差文件。

读者在这里可以重新设定迭代的最大次数、处理不良方差和协方差矩阵的方法、所用的估计方法、输出文件的路径和命令等。建议熟练掌握 HLM 软件和高级统计分析技术的读者可根据自己的实际情况修改有关设定，普通读者使用 HLM 软件的缺省设置就足以解决常见的问题了（图6-8）。

Basic Model Specifications - HLM3

Number of iterations: 50

Frequency of accelerator: 5

% change to stop iterating: 0.0000010000

Mode of iteration acceleration:

- ☐ 2nd derivative Fisher
- ☐ 1st derivative Fisher
- ☒ No accelerator

What to do when maximum number of iterations achieved without convergence:

- ☒ Prompt
- ☐ Continue iterating
- ☐ Stop iterating

☒ Print variance-covariance matrices

How to handle bad Tau(pi)(0):

- ☐ Set off diagonals to 0
- ☐ Manual reset
- ☒ Automatic fixup

How to handle bad Tau(beta)(0):

- ☐ Set off diagonals to 0
- ☐ Manual reset
- ☒ Automatic fixup

Create Level-2 Residual File

Create Level-3 Residual File

Title: no title

Output file name: D:\hlm5\examples\chapter4\hlm3.out

OK

Cancel

图 6-8

如果读者需要创建残差文件，也需要首先在这里进行设定，点击 Create Level-2 Residual File 按钮并在弹出的对话框中进行如下设定，就可以要求程序

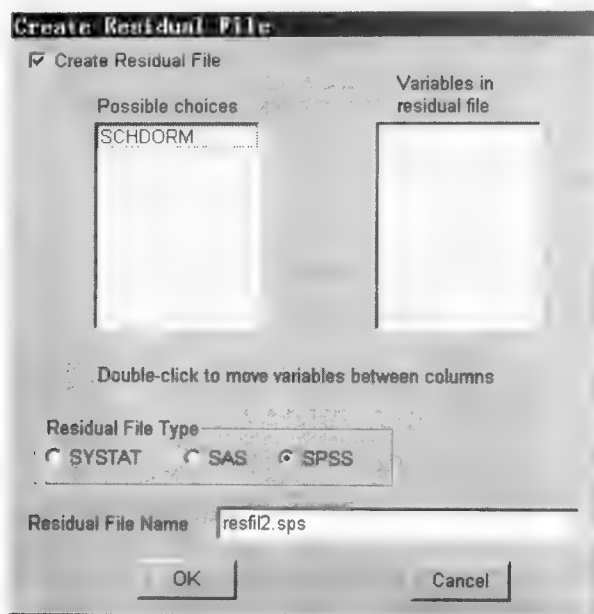


图 6-9

创建第二层上的残差文件（图6-9）。

这一对话框可以让我们控制残差文件的文件名和保存格式，如果用户想要使用 SAS 统计软件来图示残差，那么，在上图所示 Residual File Type 选项中选中 SAS，这样所创建的残差文件就能够直接在 SAS 中使用。关于残差分析的内容，本书不再涉及，请有兴趣的读者参考有关书籍或 HLM 软件手册。

保存新建构的命令文件并运行分析过程，然后点击 View Output 选项查看输出结果。

3. 结果解释

下面是部分输出结果。

The outcome variable is CHINESE

Level - 1 Model

$$Y = P0 + P1 * (TIME) + E$$

Level - 2 Model

$$P0 = B00 + R0$$

$$P1 = B10 + R1$$

Level - 3 Model

$$B00 = G000 + U00$$

$$B10 = G100 + U10$$

重述所建立的模型方程，在模型参数的最后估计结果中首先给出的是第一层和第二层上的方差和协方差估计结果。

Sigma _ squared = 0.08877

Standard Error of Sigma _ squared = 0.00050

注意在第二层上有两个随机效应，结果 Tau (pi) 是一个 2×2 的矩阵。

Tau (pi)

INTRCPT1, P0	0.42570	0.00583
TIME, P1	0.00583	0.00072

Tau (pi) (as correlations)

INTRCPT1, P0	1.000	0.333
TIME, P1	0.333	1.000

可以看到，模型中儿童水平上最大的变异是在截距上 (0.42570)，变量 TIME 斜率上的变异非常小 (0.00072)，大约为模型第二层截距 INTRCPT 与 TIME 协方差 (0.00583) 的 $1/8$ 。

Standard Errors of Tau (pi)

INTRCPT1, P0	0.00494	0.00040
TIME, P1	0.00040	0.00007

接下来几行是对模型第一层系数的信度估计结果，这是所有 16000 个第二层单元 (儿童) 间的每个第一层系数的总体信度或者平均信度。

Random level - 1 coefficient	Reliability estimate
INTRCPT1, P0	0.966
TIME, P1	0.125

接着是模型第三层上方差和协方差的最后估计结果,在第三层上有两个随机效应,这样, Tau (beta) 也是一个 2×2 的矩阵。

Tau (beta)

INTRCPT1	TIME
INTRCPT2, B00	INTRCPT2, B10
0.04388	0.00815
0.00815	0.00217

从上述结果中可以看出截距在第三层单元中存有一定的变异 (0.04388), 但变量 TIME 的斜率在各学校间的变异相对较小 (0.00217), 下面的相关结果也显示截距与变量 TIME 的斜率在第三层上有较强的相关 (0.835)。

Tau (beta) (as correlations)

INTRCPT1/INTRCPT2, B00	1.000	0.835
TIME/INTRCPT2, B10	0.835	1.000

Standard Errors of Tau (beta)

INTRCPT1	TIME
INTRCPT2, B00	INTRCPT2, B10
0.00729	0.00145
0.00145	0.00035

下面是学校水平参数估计的信度计算结果。

Random level – 2 coefficient Reliability estimate

INTRCPT1/INTRCPT2, B00	0.952
TIME/INTRCPT2, B10	0.987

现在来看模型中的固定效应，结果显示如下：

Final estimation of fixed effects:

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, P0					
For INTRCPT2, B00					
INTRCPT3, G000	-0.576272	0.024001	-24.011	79	0.000
For TIME slope, P1					
For INTRCPT2, B10					
INTRCPT3, G100	0.605765	0.005243	115.533	79	0.000

The outcome variable is CHINESE

Final estimation of fixed effects

(with robust standard errors)

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, P0					
For INTRCPT2, B00					
INTRCPT3, G000	-0.576272	0.024001	-24.011	79	0.000

For TIME slope, P1

For INTRCPT2, B10

INTRCPT3, G100 0.605765 0.005243 115.533 79 0.000

从固定效应的最后估计结果中可以看到学习年限对学习语文成绩有显著的影响, 平均增长率为 0.605765 点/年, t 值为 115.533, $P < 0.000$, 由此看来, 关于预测变量 TIME 会对语文成绩 CHINESE 产生影响的假设是可以接受的。

Final estimation of level - 1 and level - 2 variance components:

Random Effect		Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1,	R0	0.65246	0.42570	15920	132084.52914	0.000
TIME slope,	R1	0.02686	0.00072	15920	17594.60441	0.000
level - 1,	E	0.29794	0.08877			

第一层和第二层的方差和协方差结果显示, 就学生在变量 TIME 取值为 3.5 时的语文成绩而言, 各学校内学生之间的变异非常显著 (0.42570, 相应的 χ^2 值为 132084.52914), 第二大的方差成分是在模型的第一层上 (0.08877), 这表明结果中的某些变异仍然未能由当前模型给予解释。就第二层单元的斜率而言, 变异也非常显著, R1 的估计值是 0.00072 (χ^2 是 17594.6044, $P < 0.00$)。

从对模型第三层的方差成分估计结果可以看到, 在学习年限 TIME 取值 3.5 时的平均语文成绩以及成绩的变化率上, 学校间的变异达到显著性水平, 相应的方差分别为 0.04388 和 0.00217, $P < 0.00$ 。

Final estimation of level - 3 variance components:

Random Effect	Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1/INTRCPT2, U00	0.20948	0.04388	79	1673.85279	0.000
TIME/INTRCPT2, U10	0.04659	0.00217	79	6073.20632	0.000

三、具有固定及随机斜率的模型

1. 模型描述

这一部分将讨论三层线性模型分析的第3个例子，该模型也是前例中所界定的模型及结果的延续，是具有固定及随机斜率的模型（model with fixed and random slopes）。模型中的结果变量是语文成绩 CHINESE，预测变量之一为学习年限 TIME，在模型的第一层上，我们希望以变量 TIME 预测语文成绩 CHINESE，这样每一个儿童在第一层上的方程中有两个系数，即截距（ π_0 ）和变量 TIME 的斜率（ π_1 ），第一层的方程如下所示。

$$\text{CHINESE} = \pi_0 + \pi_1 (\text{TIME}) + e$$

在模型的第二层上包括了预测变量 SCHDORM，截距 π_0 和生长率 π_1 被建构为第二层上种族变量的函数：

$$\pi_0 = \beta_{00} + \beta_{01} (\text{SCHDORM}) + r_0$$

$$\pi_1 = \beta_{10} + \beta_{11} (\text{SCHDORM}) + r_1$$

在模型的第三层上，增加了预测变量 URBAN，表示学校中城市学生所占的百分比，在第三层上的方程中，只考虑 URBAN 对第二层方程中截距项 β_{00} 和 β_{10} 的影响，同时允许这两项在模型的第三层上有随机变异成分，变量 SCHDORM 的斜率，被假定为在模型的第三层上是恒定的，没有随机成分（读者可自己建构一个包括 SCHDORM 但没有第三层变量的模型，查看 β_{01} 和 β_{11} 在第三层的变异情况），具体的模型构建如下：

$$\beta_{00} = \gamma_{000} + \gamma_{001} (\text{URBAN}) + \mu_{00}$$

$$\beta_{01} = \gamma_{010}$$

$$\beta_{10} = \gamma_{100} + \gamma_{101} (\text{URBAN}) + \mu_{10}$$

$$\beta_{11} = \gamma_{110}$$

2. 创建命令文件

以本章例 2 中所创建的命令文件为出发点, 通过对命令文件进行修改, 来构建刚才我们讨论的模型, 并反映其中的变化。首先从 File 菜单中选择 Old command file 选项 (图 6-10)。

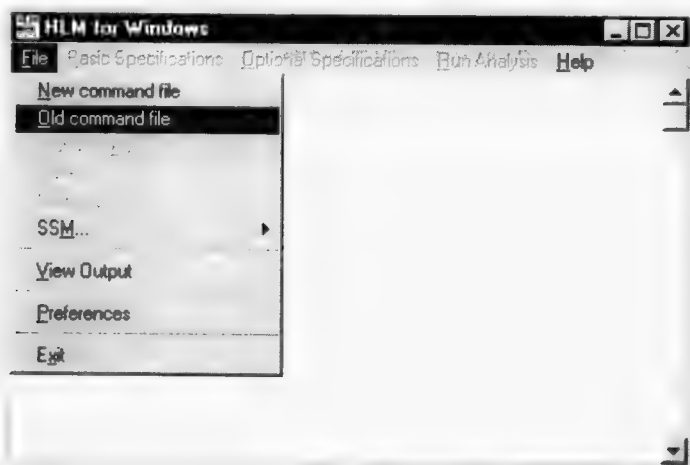


图 6-10

松开鼠标按钮之后, 从弹出的窗口中选择已经保存好的命令文件并打开该文件, 例 2 中所示的模型就会显示在 WHLM 窗口中 (图 6-11)。

点击主窗口左侧的 Lev2 按钮后再点击第二层变量列表中的 SCHDORM 变量名, 在弹出的菜单中, 选择点击 add variable uncentered 选项, 松开鼠标后就把变量 SCHDORM 添加到模型中去了 (图 6-12)。

此时的模型显示如图 6-13。

要把变量 SCHDORM 添加到 π_1 的方程中去, 需要先点击紧靠 π_1 方程的方

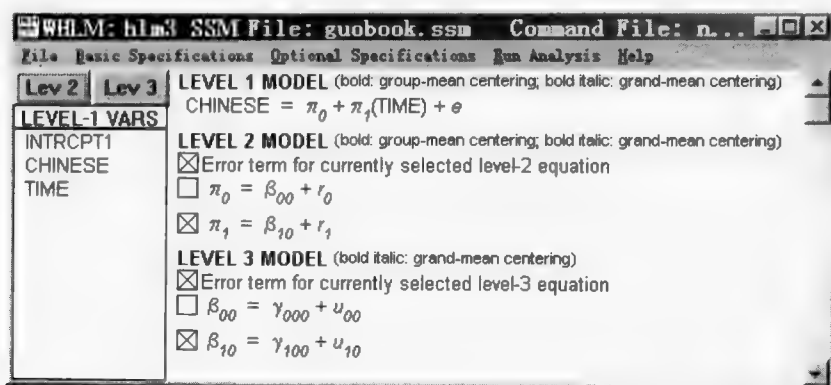


图 6-11

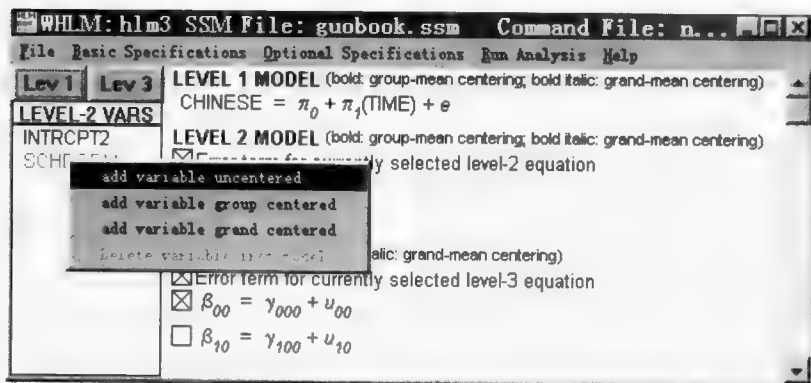


图 6-12

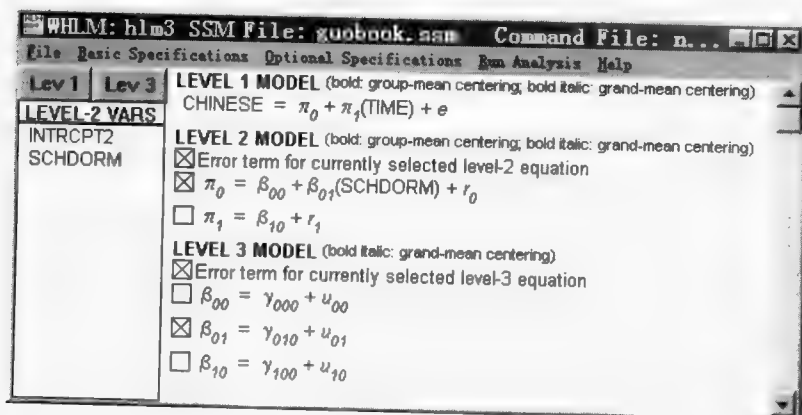


图 6-13

框,然后用上述程序把 SCHDORM 添加到 π_1 的方程中,完成对模型第二层的界定,此时的模型显示如图 6-14。

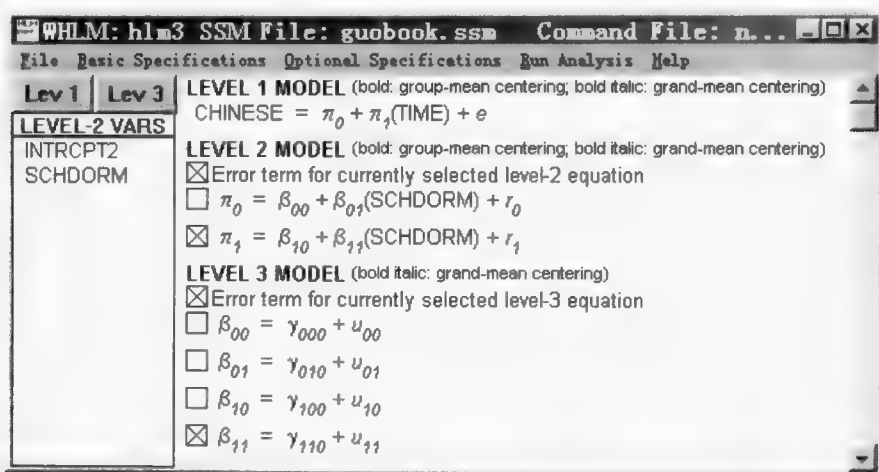


图 6-14

回想一下我们想要构建的模型第三层的方程如下所示:

$$\beta_{00} = \gamma_{000} + \gamma_{001}(\text{URBAN}) + \mu_{00}$$

$$\beta_{01} = \gamma_{010}$$

$$\beta_{10} = \gamma_{100} + \gamma_{101}(\text{URBAN}) + \mu_{10}$$

$$\beta_{11} = \gamma_{110}$$

首先点击 Lev-3 按钮,第三层上的预测变量 URBAN 出现在窗口,点击紧靠 β_{00} 方程的方框,以便把变量 URBAN 添加到该方程中去(图 6-15)。

把变量 URBAN 添加到该方程中去的方法,与前面添加变量 SCHDORM 到模型第二层方程中去的方法一样(图 6-16)。

添加 URBAN 到 β_{00} 的方程之后,就会得到下面的模型(图 6-17)。

点击紧靠 β_{10} 方程的方框,把变量 URBAN 添加到 β_{10} 的方程中去,具体过程与前面一样。把变量 URBAN 添加到 β_{00} 和 β_{10} 的方程后,此时的模型如图 6-18 所示。

最后,从 β_{01} 和 β_{11} 的方程中剔除随机成分。首先点击选中紧靠 β_{01} 方程的方

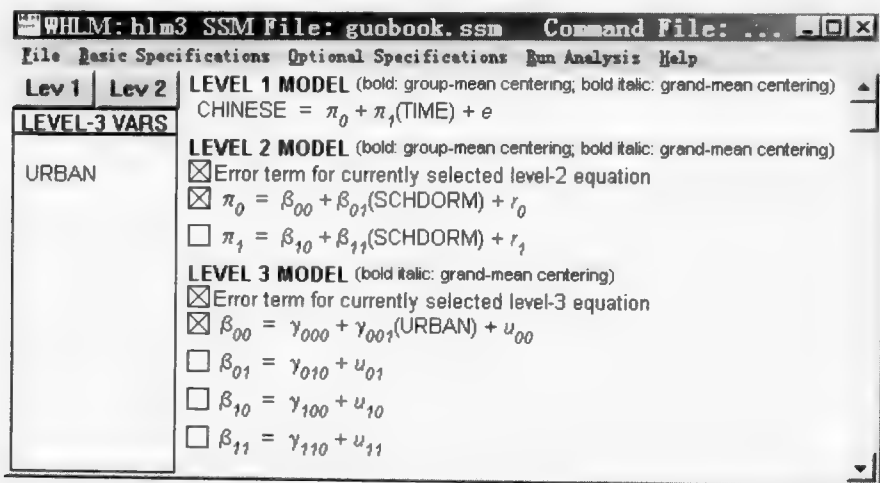


图 6-15

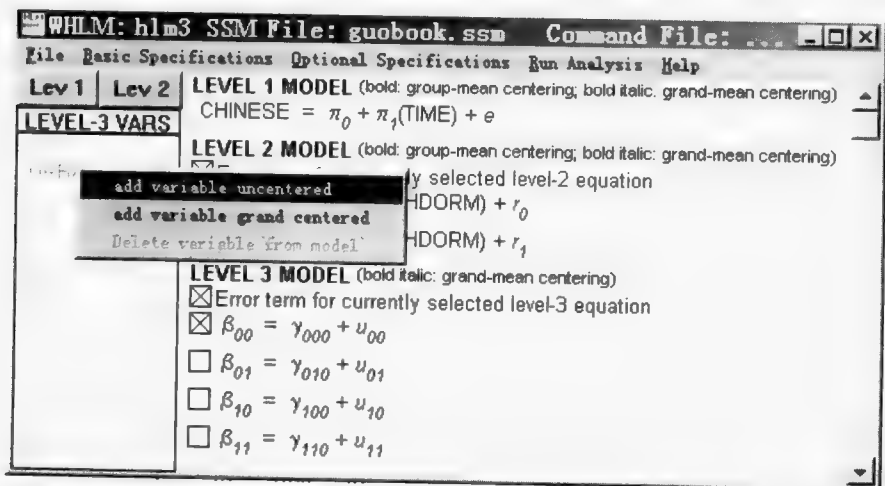


图 6-16

框，然后点击紧靠 Error term for currently selected level - 3 equation 的方框，这样随机成分 μ_{01} 就被从 β_{01} 的方程中剔除了，通过同样的方式剔除第三层上 β_{11} 方程中的随机成分，就可以得到如下所示的模型（图6-19）。

在运行分析过程之前要保存新建构的命令文件，如果读者忘记保存刚刚建构模型所用的命令而直接点击窗口顶部的 Run Analysis 选项运行分析过程，

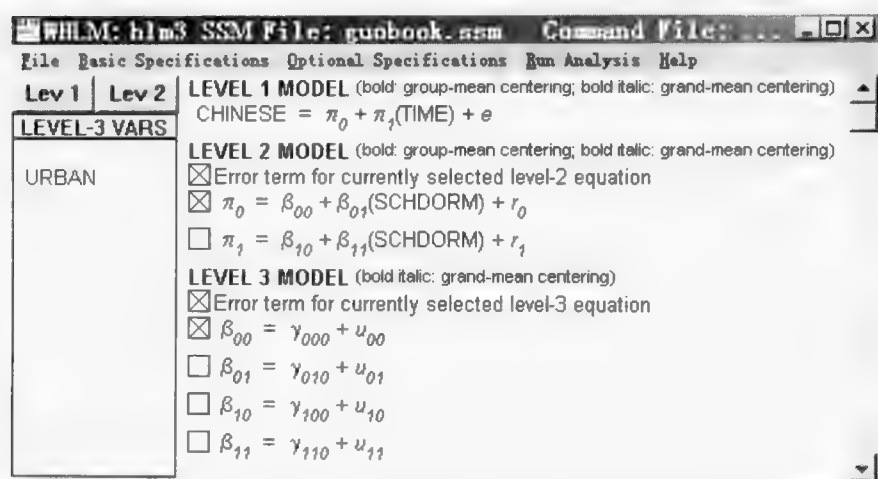


图 6-17

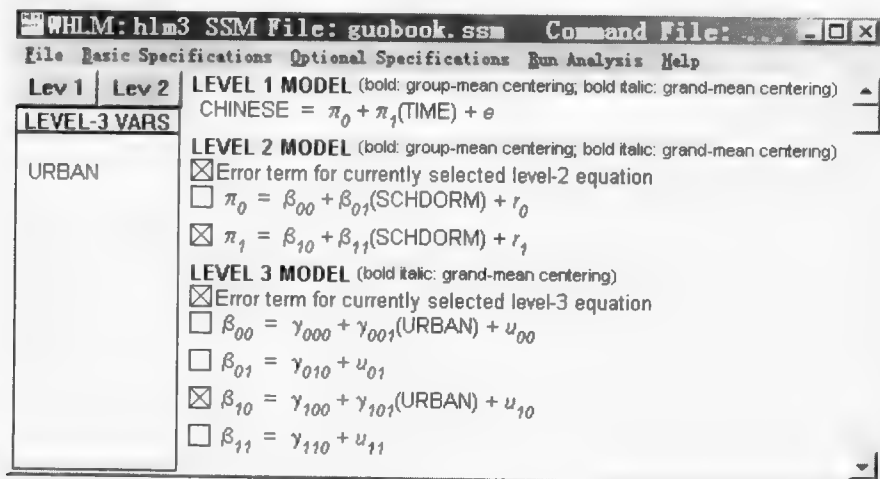


图 6-18

HLM软件就会自动弹出一个对话框询问读者是否要保存刚才的命令，读者可以根据自己的需要作出选择（图 6-20）。

运算结束后即可查看有关参数的估计情况。

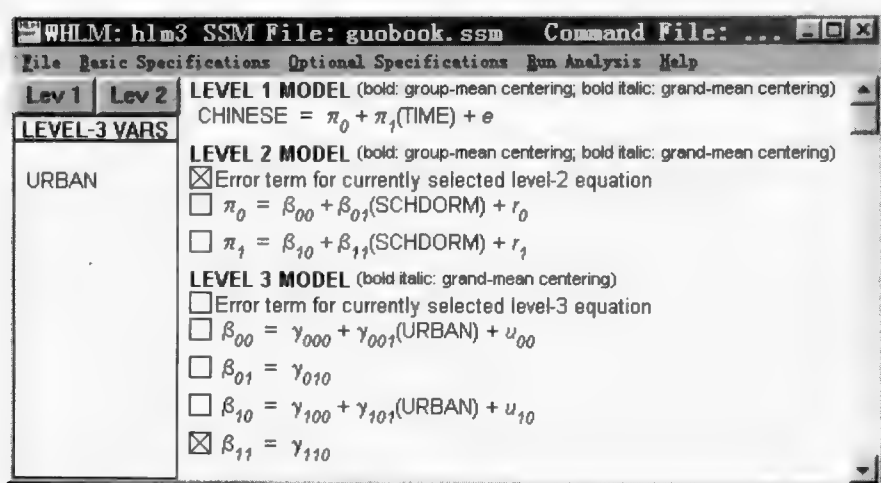


图 6-19

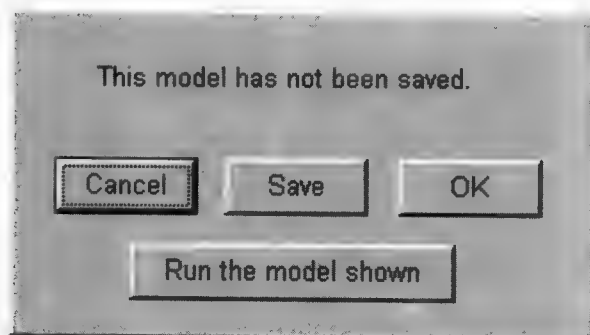


图 6-20

3. 结果解释

下面是该模型计算结果中的主要内容，模型第一层上方差的最后估计结果为：

$\text{Sigma_squared} = 0.08877$

$\text{Standard Error of Sigma_squared} = 0.00050$

第二层上方差和协方差的最后估计结果为：

$\text{Tau}(\pi)$

INTRCPT1, P0	0.36050	-0.00001
TIME, P1	-0.00001	0.00020

我们可以看到, 在儿童水平上, 模型的最大的变异是在截距上 (0.36050), 这一结果与前一例子中的结果非常相似。

Tau (pi) (as correlations)

INTRCPT1, P0	1.000	-0.001
TIME, P1	-0.001	1.000

Standard Errors of Tau (pi)

INTRCPT1, P0	0.00421	0.00035
TIME, P1	0.00035	0.00007

下面是第一层系数的信度估计结果。

Random level - 1 coefficient	Reliability estimate
INTRCPT1, P0	0.961
TIME, P1	0.038

接下来的是第三层上方差和协方差的最后估计结果。

Tau (beta)

INTRCPT1	TIME
INTRCPT2, B00	INTRCPT2, B10
0.00649	0.00010
0.00010	0.00007

Tau (beta) (as correlations)

INTRCPT1/INTRCPT2, B00	1.000	0.141
TIME/INTRCPT2, B10	0.141	1.000

Standard Errors of Tau (beta)

INTRCPT1	TIME
INTRCPT2, B00	INTRCPT2, B10
0.00132	0.00010
0.00010	0.00002

然后是对第二层系数的信度估计结果。

Random level - 2 coefficient	Reliability estimate
INTRCPT1/INTRCPT2, B00	0.776
TIME/INTRCPT2, B10	0.734

模型中的固定部分参数的估计结果如下：

Final estimation of fixed effects:

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, P0					
For INTRCPT2, B00					
INTRCPT3, G000	0.260147	0.042939	6.059	78	0.000
URBAN, G001	-0.009763	0.000723	-13.498	78	0.000
For SCHDORM, B01					
INTRCPT3, G010	-0.588044	0.010847	-54.212	15998	0.000
For TIME slope, P1					
For INTRCPT2, B10					
INTRCPT3, G100	0.806166	0.004677	172.370	78	0.000
URBAN, G101	-0.003059	0.000079	-38.872	78	0.000
For SCHDORM, B11					
INTRCPT3, G110	-0.053611	0.001277	-41.988	15998	0.000

The outcome variable is CHINESE

Final estimation of fixed effects

(with robust standard errors)

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, P0					
For INTRCPT2, B00					
INTRCPT3, G000	0.260147	0.038632	6.734	78	0.000
URBAN, G001	-0.009763	0.000645	-15.132	78	0.000
For SCHDORM, B01					
INTRCPT3, G010	-0.588044	0.010872	-54.090	15998	0.000
For TIME slope, P1					
For INTRCPT2, B10					
INTRCPT3, G100	0.806166	0.004849	166.271	78	0.000
URBAN, G101	-0.003059	0.000086	-35.707	78	0.000
For SCHDORM, B11					
INTRCPT3, G110	-0.053611	0.001295	-41.404	15998	0.000

从固定部分参数的最后估计中可以看到, 随年龄的增长有一个显著的平均增长率 (年均增长 0.806166 点/年, t 值是 166.271, $P < 0.000$), 预测变量 TIME 对语文成绩 CHINESE 产生影响的假设是可以接受的。变量 SCHDORM 对截距和斜率都有显著的影响, 变量 URBAN 对截距和 TIME 的斜率都有显著的影响。

Final estimation of level - 1 and level - 2 variance components:

Random Effect		Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1, R0		0.60041	0.36050	15919	286983.30540	0.000
TIME slope, R1		0.01409	0.00020	15919	16616.97917	0.000
level - 1, E		0.29794	0.08877			

模型中第一层和第二层上的方差成分与前例模型中所得到的结果相似, 最大的变异在模型第二层的截距上, 即学生层上。从模型第三层上的方差成分可以看到, 在学习年限 TIME 取值为 3.5 时各学校的平均语文成绩和变化率的变异都比较显著, 结果还显示变量 URBAN 添加到方程中导致了该模型获得的较小的方差。

Final estimation of level - 3 variance components:

Random Effect		Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1/INTRCPT2, U00		0.08057	0.00649	78	356.73042	0.000
TIME/INTRCPT2, U10		0.00853	0.00007	78	300.64703	0.000

Statistics for current covariance components model

Deviance = 92522.193348

Number of estimated parameters = 13

最后是模型拟合情况的统计指标。

第七章

用多层模型分析组 效应和交互效应

本章内容来自一个关于儿童社交行为发展的研究课题，旨在结合一个具体研究的实施和数据分析过程演示如何用多层分析技术处理实际研究问题，如何探讨不同层面上变量的关系，以及如何对结果进行整理分析。本章在内容安排上，首先介绍该研究的背景、研究假设、研究步骤、结果整理和结果分析，然后结合研究结果中的内容，逐个演示每个结果是通过什么样的模型得到的以及输出结果等。本章将不再逐步演示建构每个多层分析模型的详细步骤，读者可根据书中提供的模型方程自己设定相应的模型建构过程，并查看、比较输出结果。本章重在对一个用多层分析技术进行研究的实例进行演示。通过本章的演示（本章分析使用的是正式版的 HLM 软件），读者基本可以对如何用多层分析技术进行一般的科学研究有一个初步印象。

一、研究概述

1. 研究背景和问题的提出

现有的关于儿童同伴关系的研究有一些自相矛盾的地方，一方面，儿童的

很多社会行为以及同伴接受、同伴拒绝等结果通过在班级内提名的方法得到,这种方法认定班级是儿童互动的一个重要的社交环境;但另一方面,这个“重要的社交环境”又几乎没有被包括在现有的研究范围内。很多研究抛开儿童的班级群体关系来探讨儿童的社会行为所导致的班内同伴地位,结果就没有考虑到班级之间的变异或者使班级间的变异与儿童层面上的关联相混淆,通过这种方法得到的关于社会性发展的研究结果只反映了个体行为之间的差异,并没有反映个体和社交环境的交互作用,例如某社交环境内的攻击常模标准(norm of aggression)对同伴拒绝的影响程度应该是任何攻击理论的一个非常重要的方面。

本研究的目的在于介绍一个社交环境模型(social context model),该模型认为儿童社会行为——攻击、退缩和亲社会——的同伴接受程度是这些行为班级常模(class norm)的函数。儿童互动的群体常模可以改变不同社会行为的意义,群体常模随情景而变化并且对行为有不同的影响,使某行为在不同的社交环境下能引起不同的结果。之所以选择班级作为当前研究中的社会环境,是因为在各种文化背景下班级均是儿童社交互动的主要场所,并且对同伴关系的研究通常采用班级提名法作为测量儿童社会行为的主要方法。儿童的亲社会、攻击和社交退缩被作为研究对象,是因为这些社会行为是目前该领域中被研究得比较多的、并且有研究显示了其有随社交环境变化而变化的现象。对当前提出的社交环境模型的验证,是以来自 82 个班级的大约 4650 名中国初中生为对象进行研究的。

2. 现有研究中潜在的班级效应

在现有关于儿童同伴关系的研究中,亲社会、攻击和退缩行为是三个被研究得最多的与儿童同伴关系相关的变量。儿童的这些社会行为和同伴关系资料一般通过班级提名方法得到,并把提名结果以班级为单位正态化以消除班级规模的影响,然后抛开儿童的班级关系进行分析。在这三种社会行为中,来自亲社会的研究结果最为一致,其与同伴接受有正向相关关系,但相关的程度则因研究而异,例如以大年龄儿童为对象进行的研究发现,这种正相关的变化在 0.20 到 0.60 之间,以中国样本进行的研究结果为 0.30 和 0.40。

来自儿童社交退缩的研究结果变异就比较大一些,虽然东西方的大量研究

认为退缩导致同伴拒绝,但仍有少量研究发现了退缩和同伴接受间的正向关联关系。退缩和同伴接受的负向关联程度也随研究的不同而不同,特别是基于大年龄儿童进行的研究,相关结果的变化范围从 -0.10 到 -0.60 之间。来自攻击的研究结果的变异最大,多数研究认为攻击导致同伴拒绝,但也有结果报告了攻击和同伴接受之间的零相关和正向相关关系。对攻击的亚型进行的研究也有不一致的结果,关于主动性攻击和同伴接受的关系就既有负向相关发现,又有正向相关关系发现;基于对大年龄儿童的研究发现,攻击和同伴接受间的相关介于 -0.60 到 0.20 之间。正是因为这些自相矛盾的研究结果,有研究者认为大约有一分之一或一半的攻击性儿童并不被同伴拒绝。

上述的研究结果显示出了儿童亲社会、退缩和攻击与同伴接受之间的关系随研究的不同而不同的模式。这样的研究结果就使我们思考是什么原因导致了这些研究结果的变异,这些变异又来自何处。虽然几乎所有上述的研究都使用班级提名法测试相关变量,但在分析数据时却没有考虑儿童的班级关系。除了潜在的抽样误差和研究设计的特征因素外,这些变化的结果可能还反映了那些未被考虑的班级环境效应。已经有一个研究^①展示了班级环境如何影响儿童的社会行为,该研究发现儿童的攻击、退缩甚至也包括亲社会被同伴接受的程度随班级的不同而变化。他们认为儿童的亲社会普遍地被儿童所认可,但退缩和攻击行为则依据各个班级的行为常模标准被感知;另一个基于45个班级的研究^②也发现儿童社会行为间的关系随班级的不同而变化,攻击和同伴拒绝间的相关在各班之间变化范围为 -0.30 到 0.90 。

3. 社交环境模型

为了解释上述的班级效应,我们提出一个社交环境模型,该模型关注个体行为和群体行为常模标准之间的关系。该模型以几个现存的常模标准理论为基础,这些理论均认为某社会行为被同伴接受的程度受该行为在群体中的普遍性

① 参见 Wright, J.C., Giammarino, M., & Parad, H.W. (1986). Social status in small groups: Individual-group similarity and the social "misfit". *Journal of Personality and Social Psychology*, 50, 523-536.

② 参见 Stormshak, E.A., Bierman, K.L., Bruschi, C., Dodge, K.A., & Coie, J.D. and the Conduct Problems Prevention Research Group. (1999). The relation between behavior problems and peer preference in different classroom contexts. *Child Development*, 70, 169-182.

所强化,如果群体中的多数成员没有表现这种行为,则该行为就被抑制。有研究者指出,儿童的同伴群体受“多数原则”调控,如果群体中的一两个成员表现出不符合多数成员常模行为的行为,他们就可能被该群体拒绝。本研究没有把最经常发生的行为定义为群体常模行为,而是把所有群体成员某行为表现的总数或平均数定义为该行为的群体常模标准,这样有多少种行为就有多少个行为的常模标准,虽然每一个常模标准并不都是在该群体中最经常发生的社会行为的常模。就本研究来说,我们定义了三种行为常模标准,分别是儿童亲社会、社交退缩和攻击的班级平均数。与现有行为常模理论相一致,某行为被同伴接受的程度是该行为群体常模的函数,或是该行为被群体成员认可程度的函数。例如,相对于攻击行为较少发生的群体,在攻击行为高发的群体中,攻击将会被同伴更加接受或较少拒绝。把班级作为一个社交环境来研究时,我们推测儿童的攻击、退缩和亲社会的班级常模标准将会强化这些行为被同伴接受的程度或者减弱这些行为被同伴拒绝的程度。该假定也以现有少数几个考察了群体对同伴关系作用的研究为基础,有研究发现儿童攻击和退缩的同伴接受程度受群体构成的影响,相对于退缩性群体,攻击在攻击性群体中更加被同伴接受,反过来关于退缩的结果也是这样,最近的一个使用了用多水平分析技术的研究也发现攻击和退缩的社交影响是班级作用的一个函数。

尽管现有的研究并没有发现关于亲社会的显著的环境效应,他们的研究结果及有关文献提示环境对儿童亲社会的影响方向可能与对其他社会行为的影响方向相同,但影响程度相对较小。本研究中我们假定这三种行为的班级常模正向影响每种行为被同伴接受的程度,但影响的程度随社会行为的不同而不同;以前面提到的有关研究为基础,我们假定攻击、退缩和亲社会班级常模的接受—强化效应(acceptance-reinforcing effect)依次由大到小变化。

4. 性别的作用

上述提出的班级常模的接受—强化效应可能对男女学生有不同的影响,我们可从两个方面来看潜在的性别交互效应。首先,在社交环境模型中,某行为的群体常模来自于群体中的个体,就攻击的班级常模来说,其被定义为某班级中所有学生表现攻击行为的程度,因为男生和女生的行为表现不同,他们对班级攻击行为常模的作用就不同。根据“多数原则”的原则,表现出更多某行为

的性别群体可以得到更多的好处,例如男生一般比女生表现出更多的攻击行为,这样男生的攻击行为就比女生更加容易被同伴接受。另一方面,我们可以把性别作为一个从属于班级环境的小环境来看,除了作为一个个体属性外,性别也可以被看做是一个流动的社会环境,其伴随着个体到诸如班级之类的其他环境中去,从而导致基于性别的对行为有影响的环境效应。即使在诸如班级这样共同的环境中,男生和女生还是分别形成了明显不同的行为常模和文化标准,不同性别对某行为班级常模的不同作用反映了每种性别均有各自的行为常模,或者说不同性别群体表现出该行为的程度不同。已经有大量的事实显示出了不同性别攻击、退缩的班级常模不同,亲社会的班级常模也稍有差异。类似于班级常模,我们假定某社会行为的性别常模可促进该行为被同伴接受的程度,潜在的性别常模差异可导致某行为被接受的性别差异(gender related differential acceptance)。

因为性别包含于班级之中,不同班级某行为被接受的性别差异程度可能不同,这种变异代表了各班级之间的性别差异对某行为的不同影响。如果班级中不同性别学生在某行为的发生率上有比较大的差异,该班中对该行为的接受程度就可能有较大的性别差异,在这些班级中该行为被接受的性别差异就相对明显。把性别作为社交环境进行研究与有关学者提出的“环境中的性别”(gender-in-context)观点比较近似,该观点认为在一个社交环境中,与性别有关的行为和对该行为的期望被明显不同的性别特征所激发,在这样的环境中,性别常模比其他环境常模更加显著,从而导致与性别相关的行为。同样地,在某行为的性别差异非常大的班级中,性别常模在促进该行为被接受的性别差异方面作用显著,在男女生表现出相似行为的班级中,性别常模在减弱某行为被接受的性别差异方面作用显著。本研究假定上述三种行为各自的性别常模差异(gender norm difference)将促进该行为被接受程度的性别差异,作用方向朝向表现出较多该行为的性别类别。

5. 年级的作用

年级是儿童互动的另一个社交环境,对潜在年级作用的考察有助于进一步考察班级环境的效应。年级是个包括在班级内的较大的社交环境,相对于性别等的影响,对年级因素作用的探讨可以揭示班级环境作用受其他环境效果的影

响过程,但现有这方面的研究却不多。年级变量明显包括很多与年龄有关的发展特征,例如有资料显示从小学到中学,攻击行为倾向于更加被容忍,退缩和逃避更加不被同伴接受等。但在只包括少数几个连续年级的短时间内,发展的效应一般不能显现出来,有研究显示攻击和欺负人的现象在七、八、九年级的差异不明显,另一个对7—8、9—10、11—12岁儿童的调查也没有发现儿童对社会行为评估方面的线性发展变化。

把年级作为学校方面发展的一个指标进行研究,就其对班级的调节作用来说可能有不同的结果。一方面,高年级的班级可能形成了比较强的班级常模标准,除了少量转学的学生外,高年级的学生在一起的时间一般最长。因为在很多学校,儿童从低年级到高年级一般都在同一个班内,高年级的班级应该有更强的凝聚力,这也包括儿童对某行为感知的一致性。另一方面,随着年龄的增长,中学生逐渐超越班级的界限与他人沟通,通过这些交流,儿童带给本班级更多的观点和交往标准,这样,随年龄的增长,不同班级之间的经验会导致班内标准的多样化并减弱班级之间的不同,从而使班级的效果减弱。上述第一个假定强调同班同学在一起时间的重要性,第二个假定强调来自不同年级、班级的不同社会经验的作用。因为目前还缺乏对该问题的研究,本研究将对这两个假定进行探索。与时间有关的假定将预期在高年级时有一个比较强的接受—强化效应,即中三年级的接受—强化效应比中一年级强,与经验有关的假定将预期一个相反的效果。

综上所述,本研究将用社交环境模型解释儿童攻击、退缩和亲社会的行为被同伴接受程度在班级之间的变异情况,其中的一个假定认为某行为的社交环境常模将促进该行为被接受的程度,这样就有三种班级常模的接受—强化效应,从攻击到亲社会,这三种效应的大小依次变小。另一个假定认为某行为的性别常模差异将促进该行为被接受的潜在性别差异,例如,在攻击的性别常模差异比较大的班级,攻击性的男生可能更加容易被接受。最后我们还要考察年级变量对班级接受—强化效应的潜在调节作用。

二、研究对象和测试方法

本研究的研究对象来自我国东北地区的一些初中学校,被试的一般背景资

料请参考第四章有关内容。由来自其他城市的测试人员到学校收集相关资料,在测试的实施过程中没有任何与被测试学校有关的老师到场,学生们被告知他们学校的老师不可能看到他们对问题的回答结果,对资料进行分析的研究人员也不会知道是谁回答了问题,测试结束后由施测人员给学生简短讲解测试的目的,并再次强调对他们回答的内容保密和进行匿名处理。被测试班级的班主任老师也同时完成自我评定问卷和对本班学生进行评定,当前分析只用了全部资料的部分数据。

本研究中同时使用来自同伴提名和老师评定的资料,用同伴提名方法得到儿童亲社会、退缩、攻击和同伴接受的分数,班主任老师也同时评定各班每个学生的亲社会、攻击和退缩情况,最后把老师评定结果和学生提名结果以班为单位正态化后合并为一个综合结果,再以班级为单位转化为百分比参与计算。如前所述,各社会行为的班级常模为该行为的班内平均数,这样我们通过计算又得到了每个班级的攻击、亲社会和退缩的班级常模分数。

三、结果

1. 描述性统计结果

表 7-1 显示的是当前研究中各有关变量原始提名分数的平均数和标准差, t 检验或方差分析显示,男生具有比较高的攻击分数($t = 19.11, P < 0.001$)、比较低的退缩结果($t = -4.44, P < 0.001$)和比较多的朋友提名结果($t = 5.36, P < 0.001$),亲社会的测试结果未发现有明显的性别差异。各年级的攻击测试结果差异显著($F_{(2, 4629)} = 3.95, P < 0.05$),其他变量未发现显著的年级差异。

我们对儿童的亲社会、攻击、退缩和同伴关系这几个变量分别计算 4 次相关系数,表 7-2 左边对角线以下的部分是用全体学生的测试结果计算的相关结果,表中显示多数相关为低度或中度相关;左边对角线以上的部分为随机抽取一个班级的资料计算得到的相关结果,结果显示各变量在该班内的相关程度相对较强。为了进一步展示各种相关结果在各班内的变异程度,表 7-2 右边对角线以上的部分列出了 82 个班中各变量间的最大正相关值,右边对角线以下部分

为 82 个班中各变量间的最小负相关值。把每种相关的正负向结果进行平均肯定会削减这些相关系数所表示的相关程度,这种做法与通常不考虑班级关系而把所有资料放在一起求相关的做法雷同。

表 7-1 各有关变量的描述性统计结果

	亲社会		攻击		退缩		同伴接受	
	平均数	标准差	平均数	标准差	平均数	标准差	平均数	标准差
总体	10.23	21.88	6.01	12.45	7.66	14.60	9.25	5.15
女生	9.84	21.82	2.56	4.87	8.59	15.79	8.99	4.82
男生	11.04	22.55	9.16	15.47	6.64	12.85	9.82	5.39
中一	10.63	25.41	6.89	13.25	8.12	14.77	9.47	5.15
中二	10.17	22.62	6.01	11.73	7.16	14.46	9.47	4.67
中三	10.08	19.70	5.62	12.38	7.68	14.57	9.12	5.36

表 7-2 各有关变量的相关结果

1	2	3	4		1	2	3	4
	-0.04	-0.13	0.51	1 亲社会		0.42	0.57	0.60
0.03		-0.12	-0.33	2 攻击	-0.17		0.36	0.47
-0.02	-0.02		-0.21	3 退缩	-0.33	-0.36		0.03
0.29	-0.06	-0.19		4 同伴接受	-0.03	-0.44	-0.65	

表 7-2 中显示出的统计方面的复杂情况可以通过多层线性模型技术解决,多层分析可以把班级层面的变异从学生层面的变异中分解出来。就普通人的眼光来看,多层分析技术类似于回归的回归,把第一层回归方程的效应设定为随机变化的,然后把第一层方程的回归系数作为第二层变量的因变量进行回归,通过这样的处理,总方差被分解为班级水平的方差和学生水平的方差两个部分进行解释。诸如极大似然估计和 EM 算法等现代运算方法也使得方程中各参数的估计结果更加稳健和精确,后面的结果就是使用 HLM 软件计算得到的结果,在报告结果时我们仅保留 4 位小数。

2. 第一层（学生水平）效应的分析

表 7-3 结果是以学生的同伴接受为因变量建立的随机回归模型的结果，方程第一层的自变量包括儿童的亲社会、攻击、退缩、性别和性别与各社会行为的交互作用变量（性别与各社会行为变量的乘积为交互作用），但还没有第二层的变量被包括在模型第二层的方程中。结果显示亲社会正向预期同伴接受（ $\beta = 0.8673$ ），攻击（ $\beta = -1.4894$ ）和退缩（ $\beta = -0.8014$ ）对同伴接受的预期作用为负，三种作用均达到统计学的显著性水平（ $P < 0.001$ ）。性别和攻击、退缩的交互作用对同伴关系的预期作用也达到了显著性水平（ $P < 0.05$ ）。因为男生被编码为 1、女生被编码为 0，性别攻击交互项的正向作用（ $\beta = 0.9745$ ）显示攻击和同伴接受之间的负向关联作用男生明显比女生弱，性别退缩交互项的负向作用（ $\beta = -0.3358$ ）显示退缩和同伴接受之间的负向关联作用男生明显比女生强，性别与亲社会交互作用的效果不显著，说明亲社会的正向社交影响对男女生的作用基本持平。

表 7-3 第一层随机回归结果（性别作用未列出）

	回归系数和显著性检验			回归系数方差和显著性检验	
	系数	标准误	T 值	方差	$\chi^2_{(81)}$
主效应					
亲社会	0.8673	0.0968	8.96***	0.3906	318.52**
攻击	-1.4894	0.3481	-4.28***	1.5170	336.81***
退缩	-0.8014	0.0743	-10.79***	0.4080	260.46***
与性别的交互作用					
性别×亲社会	0.0883	0.0945	0.93	0.2883	176.00***
性别×攻击	0.9745	0.3864	2.52*	0.4783	176.58***
性别×退缩	-0.3358	0.1354	-2.48*	0.3143	125.35***

* $P < 0.05$, ** $P < 0.01$, *** $P < 0.001$

HLM 的回归结果与普通线性回归不同的是, 允许第一层方程的回归系数在各个班级之间随机变化, 表 7-3 同时报告了各回归系数在班级之间的变异情况及显著性检验结果。结果显示表中所列的回归系数在班级之间的变异均显著, 例如尽管退缩对同伴接受的平均斜率为 -0.8014 , 其在各个具体班级中的实际结果可能在方向和数量上均有不同, 因为各个班级斜率分布的方差为 0.4080 。在各种主效应的变异中, 亲社会的效应在各个班级之间的变异最小 (0.3906 , $\chi^2 = 318.52$), 攻击的主效应在各个班级之间的变异最大 (1.5170 , $\chi^2 = 336.81$), 当前研究中各社会行为效应在班级之间的变异模式与现有研究结果比较一致。

3. 第二层(班级水平)效应的分析

本研究的一个主要目的在于解释表 7-3 中所显示的第一层回归效应的变异, 这样我们就在第二层方程加入第二层的自变量, 完整的 HLM 模型运算结果在表 7-4 中呈现出来。

表 7-4 班级变量对学生水平回归结果的效应

	系数	标准误	T 值
亲社会—同伴接受斜率	0.8673***		
班级亲社会常模	1.8601	1.0572	1.76
攻击—同伴接受斜率	-1.4894***		
班级攻击常模	3.8827	1.0246	3.79***
退缩—同伴接受斜率	-0.8014***		
班级退缩常模	1.6298	0.6409	2.54*
性别×亲社会—同伴接受斜率	0.0883		
亲社会的性别常模差异	1.8386	0.5629	3.27**
性别×攻击—同伴接受斜率	0.9745*		
攻击的性别常模差异	2.4890	0.8082	3.08**
性别×退缩—同伴接受斜率	-0.3358*		
退缩的性别常模差异	-2.6669	0.8049	-3.31**

* $P < 0.05$, ** $P < 0.01$, *** $P < 0.001$

一个简易实用解释两层模型分析结果的方法是：当第二层变量的系数符号和相应第一层的系数符号相同时，第二层的变量就加强了第一层系数所表示的关联强度，当二者的符号相反时，第二层的变量就减弱第一层系数所示的关联强度，或以与第一层系数所示方向相反的方向对第一层的关联强度施加影响。表 7-4 结果显示班级的攻击常模对攻击和同伴接受之间的负向关联作用 ($\beta = -1.4894, P < 0.001$) 有正向影响 ($\beta = 3.8827, P < 0.001$)，班级的攻击常模可以减弱儿童攻击和同伴接受之间的负向关联关系，或者说使攻击性的儿童更加被同伴接受，这样的结果显示在攻击水平比较高的班级里，攻击性的儿童较少被同伴拒绝。同样地，班级的退缩常模 ($\beta = 1.6298, P < 0.05$) 可以减弱儿童退缩和同伴接受之间的负向关联 ($\beta = -0.8014, P < 0.001$)，使退缩性儿童更加被人接受，这些结果与前面的假定相一致。亲社会常模表现出具有加强儿童亲社会和同伴接受之间正向关联作用的倾向，与前面的假定出入不大。本研究结果支持班级的社会行为常模可以加强该社会行为被同伴接受程度的假说，并且接受一强化的效应从攻击到亲社会逐渐变小。

学生层面各个回归效应的变异被第二层变量解释的程度列于表 7-5，表 7-5 同时列出了这些回归效应的原始方差和考虑了第二层变量效应后的残差方差。被第二层变量解释比例最多的是攻击效应的方差，约 29%，最少的是亲社会效应的变异，只有 3.97%，部分原因可能是亲社会和同伴接受之间的关联作用在各班之间变异程度也比较小的缘故。

表 7-5 原始方差和残差方差

	原始方差	残差方差	方差被解释的比例
主效应			
亲社会一同伴接受斜率	0.3906	0.3750	3.99%
攻击一同伴接受斜率	1.5170	1.0745	29.17%
退缩一同伴接受斜率	0.4080	0.3106	23.87%
性别交互作用			
性别 × 亲社会一同伴接受斜率	0.2883	0.2586	10.30%
性别 × 攻击一同伴接受斜率	0.4783	0.3647	23.75%
性别 × 退缩一同伴接受斜率	0.3143	0.2411	23.29%

4. 性别的作用

表 7-4 中同时显示了性别常模差异对儿童性别—社会行为交互作用效果的影响, 每种行为的班级性别常模差异为班内不同性别该行为平均数的差值。具体计算时用数量值比较大的某性别的平均数减去数量值比较小的另一性别的平均数, 这样, 平均数的差异就表示了某行为在一种性别群体中比在另一种性别群体中更加普遍的程度。就攻击和亲社会来说, 性别常模差异为男生的班内平均值减去女生的班内平均值所得到的结果, 而社交退缩的性别常模差异则是女生的班内平均值减去男生的班内平均值所得到的结果。

这部分的分析对每个交互项的效应分别进行, 分析时第一层的方程中包括三个社会行为变量、性别和相应的性别—社会行为交互项, 在第二层的方程中, 相应的某行为的性别常模差异作为第二层方程的自变量, 我们预期性别常模差异可以促进性别—社会行为交互项和同伴接受之间的关联关系。例如在考察退缩的性别常模差异对性别—退缩交互项作用的影响时, 第一层方程中包括三种行为变量、性别和性别—退缩的交互项, 但性别和攻击、亲社会的交互成分不被包括在第一层的方程中, 不同性别的班内退缩平均值的差异(性别常模差异)为第二层方程的自变量。

表 7-4 结果显示, 攻击的性别常模差异可以促进 ($\beta = 2.489, P < 0.01$) 学生水平上性别攻击交互项对同伴接受的影响作用 ($\beta = 0.9745, P < 0.05$), 表 7-3 结果显示学生水平的性别攻击交互项可以使攻击性男生更加被同伴接受 ($\beta = 0.9745, P < 0.05$), 表 7-4 的结果则显示如果某班级内男生的攻击行为比女生的越多, 这种关于攻击被接受程度的性别差异就越明显。同样地, 退缩的性别常模差异表现出加强 ($\beta = -2.6669, P < 0.01$) 学生水平上性别退缩交互项对同伴接受影响 ($\beta = -0.3358, P < 0.01$) 的作用(注意系数的符号相同)。性别退缩交互项的作用显示退缩的女生较少被拒绝, 在女生比男生表现出更多退缩的班级里, 这种退缩被接受程度的性别差异会更大, 退缩性的女生会更加被同伴接受。表 7-4 同时发现了亲社会的性别常模差异表现出类似的作用, 尽管性别亲社会交互项和同伴接受关系的作用不显著。本分析结果支持某行为的性别常模差异有助于促进该行为被同伴接受程度的性别差异。表 7-5 同时也显示了各种交互项效应的方差被性别常模差异解释的程度。

5. 年级的作用

在分析年级变量的作用之前我们首先创建哑变量(Dummy Variable)标示年级类别,同时用新创建的哑变量与每个行为的班级常模相乘得到另外的交互变量,分析时分别对第一层每种社会行为的回归效应单独进行分析,结果见表7-6。

表7-6 年级和年级一班级常模的交互项对学生层面回归效果的影响

	系数	标准误	T 值
亲社会—同伴接受斜率	0.8673***		
亲社会班级常模 (CP)	1.6447	0.8500	1.94*
中一	1.3353	0.6666	2.00*
中二	1.1274	0.7234	1.56
中一×CP	-7.9309	3.3566	-2.36*
中二×CP	-7.3952	4.1755	-1.77
攻击—同伴接受斜率	-1.4894***		
攻击班级常模 (CA)	2.7630	1.9529	1.42
中二	-1.6106	0.4958	-3.25**
中三	0.1739	0.3720	0.47
中二×CA	7.3824	3.0262	2.44*
中三×CA	-0.1012	2.2260	-0.05
退缩—同伴接受斜率	-0.8014***		
退缩班级常模 (CW)	1.7680	0.7004	2.52*
中一	-0.6592	0.7400	-0.89
中二	-0.4745	0.6176	-0.77
中一×CW	3.4842	4.3894	0.79
中二×CW	1.5668	4.4356	0.35

* $P < 0.05$, ** $P < 0.01$, *** $P < 0.001$

结合前面的假设,只有两个结果比较显著,就对亲社会和同伴接受关联的影响来说,中一年级和亲社会班级常模交互项的作用显著,分析结果($\beta = -7.9309$)显示班级亲社会常模在中三年级更有助于促进亲社会被同伴接受的程度,中二和中三年级的比较尽管差异不显著但显示出中三年级的亲社会班级常模有更强的促进亲社会被同伴接受的作用。表7-6结果同时显示出中二年级的攻击班级常模对促进攻击被同伴接受的作用有显著差异,中二年级的攻击班级常模比中一年级有更强的促进攻击被同伴接受的作用。

鉴于本书的目的,此处就不再对本研究结果进行讨论,对有关内容感兴趣的读者可参考具体文章。本章后面部分将要具体演示文中的结果是如何通过建构多层分析模型得到的,以及如何使用HLM程序对本研究数据进行分析的。

对本研究数据进行分析时所使用的SSM文件已经做好,读者直接从书后面附送的光盘里调用即可,文件名分别是PAP.SSM和PAX.SSM。因为本分析只是一个综合研究的一部分,因此这两个文件中还分别包括了本研究未涉及到的变量,与本分析有关的变量介绍如下:

- (1) ZFD: 同伴接受分数,儿童被同班同学接受程度的指标。
- (2) LED: 儿童亲社会分数,为老师评定结果和同伴提名结果的综合指标。
- (3) SH4: 儿童退缩分数,为老师评定结果和同伴提名结果的综合指标。
- (4) BU4: 儿童攻击分数,为老师评定结果和同伴提名结果的综合指标。
- (5) GENDER: 性别,具体编码男为1、女为0。
- (6) XLED: 为性别变量和亲社会分数的乘积,表示性别和亲社会的交互作用。
- (7) XBU4: 为性别变量和攻击分数的乘积,表示性别和攻击的交互作用。
- (8) XSH4: 为性别变量和退缩分数的乘积,表示性别和退缩的交互作用。
- (9) MLED: 亲社会的班级常模分数,为儿童亲社会分数在班级内的平均数。
- (10) MSH4: 退缩的班级常模分数,为儿童退缩分数在班级内的平均数。
- (11) MBU4: 攻击的班级常模分数,为儿童攻击分数在班级内的平均数。
- (12) DBU4: 攻击的性别常模差异分数,为班内男女生攻击分数平均数的差。
- (13) DSH4: 退缩的性别常模差异分数,为班内男女生退缩分数平均数的

差。

(14) DLED: 亲社会的性别常模差异分数, 为班内男女生亲社会分数平均数的差。

(15) G1: 标示初中一年级的变量, 是中一的数据记录编码为 1, 其他为 0。

(16) G2: 标示初中二年级的变量, 是中二的数据记录编码为 1, 其他为 0。

(17) G3: 标示初中三年级的变量, 是中三的数据记录编码为 1, 其他为 0。

四、与本分析有关的模型建构

本章的所有模型都是用 HLM 正式版软件分析的, 因为每个模型涉及到的变量比较多, 学生版软件不能进行如此比较复杂的分析。

1. 不包括第二层自变量的多层分析模型

表 7-3 中固定部分系数的内容是通过下面的多层模型得到的 (所用 SSM 文件为 PAP.SSM):

模型第一层的方程为:

$$\begin{aligned} \text{ZFD} = & \beta_1 (\text{GENDER}) + \beta_2 (\text{LED}) + \beta_3 (\text{SH4}) + \beta_4 (\text{BU4}) \\ & + \beta_5 (\text{XLED}) + \beta_6 (\text{XSH4}) + \beta_7 (\text{XBU4}) + r \end{aligned}$$

模型第二层的方程为:

$$\beta_1 = \gamma_{10} + \mu_1$$

$$\beta_2 = \gamma_{20} + \mu_2$$

$$\beta_3 = \gamma_{30} + \mu_3$$

$$\beta_4 = \gamma_{40} + \mu_4$$

$$\beta_5 = \gamma_{50} + \mu_5$$

$$\beta_6 = \gamma_{60} + \mu_6$$

$$\beta_7 = \gamma_{70} + \mu_7$$

运行该模型得到的有关输出结果为:

The outcome variable is ZFD

Final estimation of fixed effects:

Fixed Effect	Coefficient	Standard	T-ratio	Approx.		
		Error		d.f.	P-value	
For GENDER slope, B1						
INTRCPT2, G10	0.196655	0.069896	2.814	81	0.005	
For LED slope, B2						
INTRCPT2, G20	0.867300	0.097521	8.893	81	0.000	
For SH4 slope, B3						
INTRCPT2, G30	-0.801409	0.075741	-10.581	81	0.000	
For BU4 slope, B4						
INTRCPT2, G40	1.489400	0.352615	-4.224	81	0.000	
For XLED slope, B5						
INTRCPT2, G50	0.088281	0.098563	0.896	81	0.371	
For XSH4 slope, B6						
INTRCPT2, G60	-0.335845	0.141449	-2.374	81	0.018	
For XBU4 slope, B7						
INTRCPT2, G70	0.974528	0.391262	2.491	81	0.013	

Final estimation of fixed effects
(with robust standard errors)

Fixed Effect	Coefficient	Standard	T-ratio	Approx.	
		Error		d.f.	P-value
For GENDER slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.196655	0.069412	2.833	81	0.005

For	LED slope, B2					
	INTRCPT2, G20	0.867300	0.096779	8.962	81	0.000
For	SH4 slope, B3					
	INTRCPT2, G30	-0.801409	0.074263	-10.792	81	0.000
For	BU4 slope, B4					
	INTRCPT2, G40	-1.489400	0.348107	-4.279	81	0.000
For	XLED slope, B5					
	INTRCPT2, G50	0.088281	0.094489	0.934	81	0.351
For	XSH4 slope, B6					
	INTRCPT2, G60	-0.335845	0.135407	-2.480	81	0.013
For	XBU4 slope, B7					
	INTRCPT2, G70	0.974528	0.386380	2.522	81	0.012

2. 各效应的原始方差

表 7-3 中在未考虑第二层变量作用时各系数在第二层的变异情况（原始方差），是通过以下几个模型分别得到的。

计算亲社会斜率原始方差的模型为（所用 SSM 文件为 PAP.SSM）：

模型第一层的方程为：

$$ZFD = \beta_1 (\text{LED}) + \beta_2 (\text{SH4}) + \beta_3 (\text{BU4}) + r$$

模型第二层的方程为：

$$\beta_1 = \gamma_{10} + \mu_1$$

$$\beta_2 = \gamma_{20} + \mu_2$$

$$\beta_3 = \gamma_{30} + \mu_3$$

输出的方差结果为：

Final estimation of variance components:

Random Effect		Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
LED slope,	U1	0.62495	0.39057	81	318.52362	0.000
SH4 slope,	U2	0.36508	0.13328	81	148.55834	0.000
BU4 slope,	U3	0.83339	0.69453	81	192.27097	0.000
level - 1,	R	0.85006	0.72261			

注意此时关于退缩和攻击斜率的方差没有被包括在表 7-3 中。

计算退缩斜率第二层原始方差的模型为 (所用 SSM 文件为 PAP.SSM):

模型第一层的方程为:

$$ZFD = \beta_1 (\text{LED}) + \beta_2 (\text{SH4}) + \beta_3 (\text{BU4}) + r$$

模型第二层的方程为:

$$\beta_1 = \gamma_{10}$$

$$\beta_2 = \gamma_{20} + \mu_2$$

$$\beta_3 = \gamma_{30}$$

输出的方差结果为:

Final estimation of variance components:

Random Effect		Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
SH4 slope, U2		0.63877	0.40803	81	260.45789	0.000
level - 1,	R	0.89348	0.79830			

计算攻击斜率原始方差的模型为（所用 SSM 文件为 PAP.SSM）：

模型第一层的方程为：

$$ZFD = \beta_1 (LED) + \beta_2 (SH4) + \beta_3 (BU4) + r$$

模型第二层的方程为：

$$\beta_1 = \gamma_{10}$$

$$\beta_2 = \gamma_{20}$$

$$\beta_3 = \gamma_{30} + \mu_3$$

输出的方差结果为：

Final estimation of variance components:

Random Effect	Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
BU4 slope, U3	1.23168	1.51704	81	336.81127	0.000
level - 1, R	0.88650	0.78589			

表 7-3 中性别—社会行为交互作用的原始方差是通过另外的模型得到的。

计算亲社会—性别交互作用原始方差的模型为（所用 SSM 文件为 PAX.SSM）：

模型第一层的方程为：

$$ZFD = \beta_0 + \beta_1 (LED) + \beta_2 (SH4) + \beta_3 (BU4) + \beta_4 (XLED) + r$$

模型第二层的方程为：

$$\beta_0 = \gamma_{00} + \mu_0$$

$$\beta_1 = \gamma_{10} + \mu_1$$

$$\beta_2 = \gamma_{20} + \mu_2$$

$$\beta_3 = \gamma_{30} + \mu_3$$

$$\beta_4 = \gamma_{40} + \mu_4$$

计算结果为:

Final estimation of variance components:

Random Effect		Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1,	U0	0.50790	0.25797	81	856.94899	0.000
LED slope,	U1	0.47215	0.22292	81	199.05284	0.000
SH4 slope,	U2	0.34826	0.12128	81	136.51740	0.000
BU4 slope,	U3	0.48304	0.23333	81	139.99795	0.000
XLED slope,	U4	0.53697	0.28833	81	176.00073	0.000
level - 1,	R	0.76706	0.58838			

结果显示亲社会性别交互作用和同伴接受的关系在班级之间的变异为 0.28833。

计算攻击—性别交互作用原始方差的模型为 (所用 SSM 文件为 PAX.SSM):

模型第一层的方程为:

$$\begin{aligned} \text{ZFD} = & \beta_0 + \beta_1 (\text{GENDER}) + \beta_2 (\text{LED}) + \beta_3 (\text{SH4}) + \beta_4 (\text{BU4}) \\ & + \beta_5 (\text{XBU4}) + r \end{aligned}$$

模型第二层的方程为:

$$\beta_0 = \gamma_{00} + \mu_0$$

$$\beta_1 = \gamma_{10} + \mu_1$$

$$\beta_2 = \gamma_{20} + \mu_2$$

$$\beta_3 = \gamma_{30} + \mu_3$$

$$\beta_4 = \gamma_{40}$$

$$\beta_5 = \gamma_{50} + \mu_5$$

计算结果为：

Final estimation of variance components:

Random Effect		Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1,	U0	0.48439	0.23463	81	649.53611	0.000
GENDER slope,	U1	0.32001	0.10241	81	227.50664	0.000
LED slope,	U2	0.30725	0.09440	81	164.29704	0.000
SH4 slope,	U3	0.34077	0.11612	81	143.97504	0.000
XBU4 slope,	U5	0.69157	0.47827	81	176.57672	0.000
level - 1,	R	0.75656	0.57238			

结果显示攻击性别交互作用和同伴接受的关系在班级之间的变异为 0.47827。

计算退缩—性别交互作用原始方差的模型为（所用 SSM 文件为 PAX.SSM）：

模型第一层的方程为：

$$\begin{aligned} \text{ZFD} = & \beta_0 + \beta_1 (\text{GENDER}) + \beta_2 (\text{LED}) + \beta_3 (\text{SH4}) + \beta_4 (\text{BU4}) \\ & + \beta_5 (\text{XSH4}) + r \end{aligned}$$

模型第二层的方程为:

$$\beta_0 = \gamma_{00} + \mu_0$$

$$\beta_1 = \gamma_{10} + \mu_1$$

$$\beta_2 = \gamma_{20} + \mu_2$$

$$\beta_3 = \gamma_{30} + \mu_3$$

$$\beta_4 = \gamma_{40} + \mu_4$$

$$\beta_5 = \gamma_{50} + \mu_5$$

计算结果为:

Final estimation of variance components:

Random Effect		Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1,	U0	0.48355	0.23383	81	567.04708	0.000
GENDER slope,	U1	0.35647	0.12707	81	217.45714	0.000
LED slope,	U2	0.30074	0.09045	81	163.31708	0.000
SH4 slope,	U3	0.30591	0.09358	81	123.04462	0.002
BU4 slope,	U4	0.65879	0.43400	81	159.87022	0.000
XSH4 slope,	U5	0.56065	0.31433	81	125.34686	0.001
level - 1,	R	0.75244	0.56616			

结果显示退缩性别交互作用和同伴接受的关系在班级之间的变异为0.31433。

3. 包括第二层变量作用的模型

表 7-4 中计算各社会行为班级常模分数作用的模型如下 (所用 SSM 文件为 PAP.SSM):

模型第一层的方程为:

$$\begin{aligned} \text{ZFD} = & \beta_1 (\text{GENDER}) + \beta_2 (\text{LED}) + \beta_3 (\text{SH4}) + \beta_4 (\text{BU4}) \\ & + \beta_5 (\text{XLED}) + \beta_6 (\text{XSH4}) + \beta_7 (\text{XBU4}) + r \end{aligned}$$

模型第二层的方程为:

$$\beta_1 = \gamma_{10} + \mu_1$$

$$\beta_2 = \gamma_{20} + \gamma_{21} (\text{MLED}) + \mu_2$$

$$\beta_3 = \gamma_{30} + \gamma_{31} (\text{MSH4}) + \mu_3$$

$$\beta_4 = \gamma_{40} + \gamma_{41} (\text{MBU4}) + \mu_4$$

$$\beta_5 = \gamma_{50} + \mu_5$$

$$\beta_6 = \gamma_{60} + \mu_6$$

$$\beta_7 = \gamma_{70} + \mu_7$$

运行该模型得到的有关输出结果为:

The outcome variable is ZFD

Final estimation of fixed effects:

Fixed Effect		Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For	GENDER slope, B1					
	INTRCPT2, G10	0.212101	0.070521	3.008	81	0.003
For	LED slope, B2					

INTRCPT2, G20	0.528759	0.242125	2.184	80	0.029
MLED, G21	1.860105	1.176884	1.581	80	0.114
For SH4 slope, B3					
INTRCPT2, G30	-1.075302	0.169325	-6.351	80	0.000
MSH4, G31	1.629810	0.872478	1.868	80	0.061
For BU4 slope, B4					
INTRCPT2, G40	-1.925910	0.381445	-5.049	80	0.000
MBU4, G41	3.882739	1.197408	3.243	80	0.002
For XLED slope, B5					
INTRCPT2, G50	0.085019	0.099490	0.855	81	0.393
For XSH4 slope, B6					
INTRCPT2, G60	-0.375434	0.143405	-2.618	81	0.009
For XBU4 slope, B7					
INTRCPT2, G70	0.824636	0.391081	2.109	81	0.035

The outcome variable is ZFD

Final estimation of fixed effects

(with robust standard errors)

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For GENDER slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.212101	0.070174	3.022	81	0.003
For LED slope, B2					
INTRCPT2, G20	0.528759	0.218576	2.419	80	0.016
MLED, G21	1.860105	1.057178	1.760	80	0.078
For SH4 slope, B3					
INTRCPT2, G30	-1.075302	0.144597	-7.437	80	0.000

MSH4, G31	1.629810	0.640903	2.543	80	0.011
For BU4 slope, B4					
INTRCPT2, G40	-1.925910	0.361027	-5.335	80	0.000
MBU4, G41	3.882739	1.024602	3.790	80	0.000
For XLED slope, B5					
INTRCPT2, G50	0.085019	0.094266	0.902	81	0.367
For XSH4 slope, B6					
INTRCPT2, G60	-0.375434	0.136086	-2.759	81	0.006
For XBU4 slope, B7					
INTRCPT2, G70	0.824636	0.379001	2.176	81	0.029

表 7-4 中性别常模差异的作用是通过分别建构下面的模型得到的。

计算攻击的性别常模差异作用的模型如下 (所用 SSM 文件为 PAX.SSM):

模型第一层的方程为:

$$\begin{aligned} \text{ZFD} = & \beta_0 + \beta_1 (\text{GENDER}) + \beta_2 (\text{LED}) + \beta_3 (\text{SH4}) + \beta_4 (\text{BU4}) \\ & + \beta_5 (\text{XBU4}) + r \end{aligned}$$

模型第二层的方程为:

$$\beta_0 = \gamma_{00} + \mu_0$$

$$\beta_1 = \gamma_{10} + \mu_1$$

$$\beta_2 = \gamma_{20} + \mu_2$$

$$\beta_3 = \gamma_{30} + \mu_3$$

$$\beta_4 = \gamma_{40} + \mu_4$$

$$\beta_5 = \gamma_{50} + \gamma_{51} (\text{DBU4}) + \mu_5$$

运行该模型得到的有关输出结果为:

The outcome variable is ZFD

Final estimation of fixed effects:

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	0.011743	0.059201	0.198	81	0.843
For GENDER slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.173101	0.043818	3.950	81	0.000
For LED slope, B2					
INTRCPT2, G20	0.890292	0.047497	18.744	81	0.000
For SH4 slope, B3					
INTRCPT2, G30	-0.825821	0.060093	-13.742	81	0.000
For BU4 slope, B4					
INTRCPT2, G40	-1.092853	0.231120	-4.728	81	0.000
For XBU4 slope, B5					
INTRCPT2, G50	0.110783	0.278867	0.397	80	0.691
DBU4, G51	2.489009	0.962657	2.586	80	0.010

The outcome variable is ZFD

Final estimation of fixed effects

(with robust standard errors)

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	0.011743	0.058782	0.200	81	0.842

For GENDER slope, B1

INTRCPT2, G10	0.173101	0.043480	3.981	81	0.000
---------------	----------	----------	-------	----	-------

For LED slope, B2

INTRCPT2, G20	0.890292	0.046825	19.013	81	0.000
---------------	----------	----------	--------	----	-------

For SH4 slope, B3

INTRCPT2, G30	-0.825821	0.059921	-13.782	81	0.000
---------------	-----------	----------	---------	----	-------

For BU4 slope, B4

INTRCPT2, G40	-1.092853	0.199388	-5.481	81	0.000
---------------	-----------	----------	--------	----	-------

For XBU4 slope, B5

INTRCPT2, G50	0.110783	0.246380	0.450	80	0.653
---------------	----------	----------	-------	----	-------

DBU4, G51	2.489009	0.808181	3.080	80	0.003
-----------	----------	----------	-------	----	-------

结果显示攻击的性别常模差异的作用为 2.489009, 作用显著。

Final estimation of variance components:

Random Effect	Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1, U0	0.50048	0.25048	81	513.10652	0.000
GENDER slope, U1	0.30582	0.09353	81	205.75987	0.000
LED slope, U2	0.30869	0.09529	81	155.64570	0.000
SH4 slope, U3	0.34126	0.11646	81	147.59946	0.000
BU4 slope, U4	0.80359	0.64576	81	90.49402	0.220
XBU4 slope, U5	0.60391	0.36470	80	95.01068	0.121
level - 1, R	0.75530	0.57047			

输出结果同时显示在考虑了攻击的性别常模差异的作用后, 性别攻击交互项和同伴接受的关系在各班之间变异的残差方差为 0.36470, 结果列于表 7-5。

计算退缩的性别常模差异作用的模型如下 (所用 SSM 文件为 PAX.SSM):

模型第一层的方程为:

$$\text{ZFD} = \beta_0 + \beta_1 (\text{GENDER}) + \beta_2 (\text{LED}) + \beta_3 (\text{SH4}) + \beta_4 (\text{BU4}) + \beta_5 (\text{XSH4}) + r$$

模型第二层的方程为:

$$\beta_0 = \gamma_{00} + \mu_0$$

$$\beta_1 = \gamma_{10} + \mu_1$$

$$\beta_2 = \gamma_{20} + \mu_2$$

$$\beta_3 = \gamma_{30} + \mu_3$$

$$\beta_4 = \gamma_{40} + \mu_4$$

$$\beta_5 = \gamma_{50} + \gamma_{51} (\text{DSH4}) + \mu_5$$

运行该模型得到的有关输出结果为:

The outcome variable is ZFD

Final estimation of fixed effects:

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	Approx.		
			T-ratio	d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	-0.033037	0.057018	-0.579	81	0.562
For GENDER slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.269704	0.049156	5.487	81	0.000
For LED slope, B2					
INTRCPT2, G20	0.885877	0.047100	18.809	81	0.000
For SH4 slope, B3					

INTRCPT2, G30	-0.703301	0.067137	-10.476	81	0.000
For BU4 slope, B4					
INTRCPT2, G40	-0.652327	0.103806	-6.284	81	0.000
For XSH4 slope, B5					
INTRCPT2, G50	-0.429331	0.109854	-3.908	80	0.000
DSH4, G51	-2.666929	0.961790	-2.773	80	0.006

The outcome variable is ZFD

Final estimation of fixed effects

(with robust standard errors)

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	-0.033037	0.056659	-0.583	81	0.559
For GENDER slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.269704	0.048811	5.525	81	0.000
For LED slope, B2					
INTRCPT2, G20	0.885877	0.046456	19.069	81	0.000
For SH4 slope, B3					
INTRCPT2, G30	-0.703301	0.065832	-10.683	81	0.000
For BU4 slope, B4					
INTRCPT2, G40	-0.652327	0.102460	-6.367	81	0.000
For XSH4 slope, B5					
INTRCPT2, G50	-0.429331	0.100732	-4.262	80	0.000
DSH4, G51	-2.666929	0.804863	-3.314	80	0.001

结果显示退缩的性别常模差异的作用为 -2.666929, 作用显著。

Final estimation of variance components:

Random Effect		Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1,	U0	0.48313	0.23341	81	567.65649	0.000
GENDER slope,	U1	0.36104	0.13035	81	217.10369	0.000
LED slope,	U2	0.30651	0.09395	81	163.53740	0.000
SH4 slope,	U3	0.30448	0.09271	81	123.16617	0.002
BU4 slope,	U4	0.64292	0.41334	81	160.06329	0.000
XSH4 slope,	U5	0.49099	0.24107	80	116.15827	0.005
level - 1,	R	0.75200	0.56551			

输出结果显示在考虑了退缩的性别常模差异的作用后, 性别退缩交互项和同伴接受的关系在各班之间变异的残差方差为 0.24107, 结果列于表 7-5。

计算亲社会的性别常模差异作用的模型如下 (所用 SSM 文件为 PAX.SSM):

模型第一层的方程为:

$$ZFD = \beta_0 + \beta_1 (LED) + \beta_2 (SH4) + \beta_3 (BU4) + \beta_4 (XLED) + r$$

模型第二层的方程为:

$$\beta_0 = \gamma_{00} + \mu_0$$

$$\beta_1 = \gamma_{10} + \mu_1$$

$$\beta_2 = \gamma_{20} + \mu_2$$

$$\beta_3 = \gamma_{30} + \mu_3$$

$$\beta_4 = \gamma_{40} + \gamma_{41} (DLED) + \mu_4$$

运行该模型得到的有关输出结果为:

The outcome variable is ZFD

Final estimation of fixed effects:

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	0.066965	0.058402	1.147	81	0.252
For LED slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.779240	0.073174	10.649	81	0.000
For SH4 slope, B2					
INTRCPT2, G20	-0.836236	0.060788	-13.757	81	0.000
For BU4 slope, B3					
INTRCPT2, G30	-0.514601	0.087329	-5.893	81	0.000
For XLED slope, B4					
INTRCPT2, G40	0.395207	0.090915	4.347	80	0.000
DLED, G41	1.838646	0.621214	2.960	80	0.004

The outcome variable is ZFD

Final estimation of fixed effects

(with robust standard errors)

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	0.066965	0.058252	1.150	81	0.251
For LED slope, B1					

INTRCPT2, G10	0.779240	0.072330	10.773	81	0.000
For SH4 slope, B2					
INTRCPT2, G20	-0.836236	0.060032	-13.930	81	0.000
For BU4 slope, B3					
INTRCPT2, G30	-0.514601	0.085253	-6.036	81	0.000
For XLED slope, B4					
INTRCPT2, G40	0.395207	0.092899	4.254	80	0.000
DLED, G41	1.838646	0.562890	3.266	80	0.001

结果显示亲社会的性别常模差异的作用为 1.838646, 作用显著。

Final estimation of variance components:

Random Effect	Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1, U0	0.50653	0.25657	81	856.96124	0.000
LED slope, U1	0.47640	0.22696	81	200.10675	0.000
SH4 slope, U2	0.34997	0.12248	81	136.56925	0.000
BU4 slope, U3	0.48200	0.23232	81	139.84815	0.000
XLED slope, U4	0.50856	0.25864	80	170.25216	0.000
level - 1, R	0.76677	0.58794			

输出结果显示在考虑了亲社会的性别常模差异的作用后, 性别亲社会交互项和同伴接受的关系在各班之间变异的残差方差为 0.25864, 结果列于表 7-5。

表 7-5 中各社会行为和同伴接受间关系的变异在考虑了各社会行为班级常模分数后的残差方差是通过下面的模型得到的。

计算亲社会斜率班级变异的残差方差模型为 (所用 SSM 文件为 PAP.SSM):

模型第一层的方程为：

$$ZFD = \beta_1 (LED) + \beta_2 (SH4) + \beta_3 (BU4) + r$$

模型第二层的方程为：

$$\beta_1 = \gamma_{10} + \gamma_{11} (MLED) + \mu_1$$

$$\beta_2 = \gamma_{20}$$

$$\beta_3 = \gamma_{30} + \mu_3$$

输出的方差结果为：

Final estimation of variance components:

Random Effect	Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
LED slope, U1	0.61236	0.37498	80	330.00083	0.000
BU4 slope, U3	0.88532	0.78379	81	212.68826	0.000
level - 1, R	0.85554	0.73195			

结果显示在考虑了亲社会的班级常模后，亲社会和同伴接受的关系在班级之间的变异为 0.37498。

计算攻击斜率班级变异的残差方差模型为（所用 SSM 文件为 PAP.SSM）：

模型第一层的方程为：

$$ZFD = \beta_1 (LED) + \beta_2 (SH4) + \beta_3 (BU4) + r$$

模型第二层的方程为：

$$\beta_1 = \gamma_{10} + \gamma_{11} (MLED)$$

$$\beta_2 = \gamma_{20} + \gamma_{21} (MSH4)$$

$$\beta_3 = \gamma_{30} + \gamma_{31} (MBU4) + \mu_3$$

输出的方差结果为:

Final estimation of variance components:

Random Effect	Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
BU4 slope, U3 level - 1, R	1.03659 0.88038	1.07453 0.77507	80	273.38422	0.000

结果显示在考虑了攻击的班级常模后, 攻击和同伴接受的关系在班级之间的变异为 1.07453。

计算退缩斜率班级变异的残差方差模型为 (所用 SSM 文件为 PAP.SSM):

模型第一层的方程为:

$$ZFD = \beta_1 (LED) + \beta_2 (SH4) + \beta_3 (BU4) + r$$

模型第二层的方程为:

$$\beta_1 = \gamma_{10}$$

$$\beta_2 = \gamma_{20} + \gamma_{21} (MSH4) + \mu_2$$

$$\beta_3 = \gamma_{30}$$

输出的方差结果为:

Final estimation of variance components:

Random Effect	Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
SH4 slope, U2 level - 1, R	0.55729 0.89326	0.31057 0.79791	80	233.14163	0.000

结果显示在考虑了退缩的班级常模后, 退缩和同伴接受的关系在班级之间的变异为 0.31057。

表 7-5 中各个方差被解释的百分比就是根据残差方差相对于原始方差的变化而得到的。

4. 探索年级作用的模型

表 7-6 中年级因素对各社会行为和同伴接受关系的影响也是通过分别建立不同的多层分析模型得到的。

年级对亲社会斜率的影响模型如下 (所用 SSM 文件为 PAP.SSM):

模型第一层的方程为:

$$\begin{aligned} \text{ZFD} = & \beta_0 + \beta_1 (\text{GENDER}) + \beta_2 (\text{LED}) + \beta_3 (\text{SH4}) + \beta_4 (\text{BU4}) \\ & + r \end{aligned}$$

模型第二层的方程为:

$$\beta_0 = \gamma_{00} + \mu_0$$

$$\beta_1 = \gamma_{10} + \mu_1$$

$$\begin{aligned} \beta_2 = & \gamma_{20} + \gamma_{21} (\text{MLED}) + \gamma_{22} (\text{G1}) + \gamma_{23} (\text{G2}) + \gamma_{24} (\text{G1LED}) \\ & + \gamma_{25} (\text{G2LED}) + \mu_2 \end{aligned}$$

$$\beta_3 = \gamma_{30} + \mu_3$$

$$\beta_4 = \gamma_{40} + \mu_4$$

注意本模型是以中三年级为参照类别建立标示年级的哑变量来建构多层分析模型的。

输出结果为:

The outcome variable is ZFD

Final estimation of fixed effects:

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	-0.013838	0.057501	-0.241	81	0.810
For GENDER slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.196320	0.041841	4.692	81	0.000
For LED slope, B2					
INTRCPT2, G20	0.644144	0.244093	2.639	76	0.009
MLED, G21	1.644690	1.172691	1.402	76	0.161
G1, G22	1.335289	0.656332	2.034	76	0.042
G2, G23	1.127363	0.832662	1.354	76	0.176
G1LED, G24	-7.930877	3.379976	-2.346	76	0.019
G2LED, G25	-7.395154	4.904887	-1.508	76	0.131
For SH4 slope, B3					
INTRCPT2, G30	-0.822884	0.059950	-13.726	81	0.000
For BU4 slope, B4					
INTRCPT2, G40	-0.640435	0.104786	-6.112	81	0.000

The outcome variable is ZFD

Final estimation of fixed effects

(with robust standard errors)

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	-0.013838	0.057059	-0.243	81	0.808

For GENDER slope, B1

INTRCPT2, G10	0.196320	0.041600	4.719	81	0.000
---------------	----------	----------	-------	----	-------

For LED slope, B2

INTRCPT2, G20	0.644144	0.187914	3.428	76	0.001
---------------	----------	----------	-------	----	-------

MLED, G21	1.644690	0.850043	1.935	76	0.053
-----------	----------	----------	-------	----	-------

G1, G22	1.335289	0.666599	2.003	76	0.045
---------	----------	----------	-------	----	-------

G2, G23	1.127363	0.723401	1.558	76	0.119
---------	----------	----------	-------	----	-------

G1LED, G24	-7.930877	3.356631	-2.363	76	0.018
------------	-----------	----------	--------	----	-------

G2LED, G25	-7.395154	4.175451	-1.771	76	0.076
------------	-----------	----------	--------	----	-------

For SH4 slope, B3

INTRCPT2, G30	-0.822884	0.059411	-13.851	81	0.000
---------------	-----------	----------	---------	----	-------

For BU4 slope, B4

INTRCPT2, G40	-0.640435	0.103913	-6.163	81	0.000
---------------	-----------	----------	--------	----	-------

年级对攻击斜率的影响模型如下 (所用 SSM 文件为 PAP.SSM):

模型第一层的方程为:

$$ZFD = \beta_1 (\text{GENDER}) + \beta_2 (\text{LED}) + \beta_3 (\text{SH4}) + \beta_4 (\text{BU4}) + r$$

模型第二层的方程为:

$$\beta_1 = \gamma_{10} + \mu_1$$

$$\beta_2 = \gamma_{20} + \mu_2$$

$$\beta_3 = \gamma_{30} + \mu_3$$

$$\begin{aligned} \beta_4 = & \gamma_{40} + \gamma_{41} (\text{MBU4}) + \gamma_{42} (\text{G2}) + \gamma_{43} (\text{G3}) + \gamma_{44} (\text{G2BU4}) \\ & + \gamma_{45} (\text{G3BU4}) + \mu_4 \end{aligned}$$

注意本模型是以中一年级为参照类别建立标示年级的哑变量来建构多层分析模型的。

输出结果为:

The outcome variable is ZFD

Final estimation of fixed effects:

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx.	
				d.f.	P-value
<hr/>					
For GENDER slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.180413	0.054820	3.291	81	0.001
For LED slope, B2					
INTRCPT2, G20	0.888361	0.064431	13.788	81	0.000
For SH4 slope, B3					
INTRCPT2, G30	-0.873041	0.057323	-15.230	81	0.000
For BU4 slope, B4					
INTRCPT2, G40	-0.965630	0.422865	-2.284	76	0.022
MBU4, G41	2.763046	2.825185	0.978	76	0.328
G2, G42	-1.610595	0.629599	-2.558	76	0.011
G3, G43	0.173920	0.480278	0.362	76	0.717
G2BU4, G44	7.382362	4.339314	1.701	76	0.088
G3BU4, G45	-0.101195	3.127249	-0.032	76	0.974
<hr/>					

The outcome variable is ZFD

Final estimation of fixed effects

(with robust standard errors)

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	Approx.		
			T-ratio	d. f.	P-value
For GENDER slope, B1					

INTRCPT2, G10	0.180413	0.054546	3.308	81	0.001
For LED slope, B2					
INTRCPT2, G20	0.888361	0.063467	13.997	81	0.000
For SH4 slope, B3					
INTRCPT2, G30	-0.873041	0.056654	-15.410	81	0.000
For BU4 slope, B4					
INTRCPT2, G40	-0.965630	0.294509	-3.279	76	0.001
MBU4, G41	2.763046	1.952931	1.415	76	0.157
G2, G42	-1.610595	0.495757	-3.249	76	0.002
G3, G43	0.173920	0.371996	0.468	76	0.640
G2BU4, G44	7.382362	3.026230	2.439	76	0.015
G3BU4, G45	-0.101195	2.226021	-0.045	76	0.964

年级对退缩斜率的影响模型如下（所用SSM文件为PAP.SSM）：

模型第一层的方程为：

$$ZFD = \beta_1 (\text{GENDER}) + \beta_2 (\text{LED}) + \beta_3 (\text{SH4}) + \beta_4 (\text{BU4}) + r$$

模型第二层的方程为：

$$\beta_1 = \gamma_{10} + \mu_1$$

$$\beta_2 = \gamma_{20} + \mu_2$$

$$\beta_3 = \gamma_{30} + \gamma_{31} (\text{MSH4}) + \gamma_{32} (\text{G1}) + \gamma_{33} (\text{G2}) + \gamma_{34} (\text{G1SH4}) + \gamma_{35} (\text{G2SH4}) + \mu_3$$

$$\beta_4 = \gamma_{40} + \mu_4$$

注意本模型是以中三年级为参照类别建立标示年级的哑变量来建构多层分析模型的。

输出结果为：

The outcome variable is ZFD

Final estimation of fixed effects:

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For GENDER slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.171107	0.054537	3.137	81	0.002
For LED slope, B2					
INTRCPT2, G20	0.887988	0.064808	13.702	81	0.000
For SH4 slope, B3					
INTRCPT2, G30	-1.089442	0.217244	-5.015	76	0.000
MSH4, G31	1.767953	1.075414	1.644	76	0.100
G1, G32	-0.659196	0.580620	-1.135	76	0.257
G2, G33	-0.474509	0.615511	-0.771	76	0.441
G1SH4, G34	3.484179	3.417207	1.020	76	0.308
G2SH4, G35	1.566768	4.333902	0.362	76	0.717
For BU4 slope, B4					
INTRCPT2, G40	-0.643468	0.092988	-6.920	81	0.000

The outcome variable is ZFD

Final estimation of fixed effects

(with robust standard errors)

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For GENDER slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.171107	0.054022	3.167	81	0.002
For LED slope, B2					
INTRCPT2, G20	0.887988	0.063944	13.887	81	0.000

For SH4 slope, B3

INTRCPT2, G30	-1.089442	0.167938	-6.487	76	0.000
MSH4, G31	1.767953	0.700350	2.524	76	0.012
G1, G32	-0.659196	0.740026	-0.891	76	0.373
G2, G33	-0.474509	0.617563	-0.768	76	0.442
G1SH4, G34	3.484179	4.389373	0.794	76	0.427
G2SH4, G35	1.566768	4.435557	0.353	76	0.724

For BU4 slope, B4

INTRCPT2, G40	-0.643468	0.090598	-7.102	81	0.000
---------------	-----------	----------	--------	----	-------

针对本研究结果所用的多层模型建构已经介绍完毕，此处仅仅在于演示我们在处理研究资料时的一些步骤，相信通过前面和本章的学习，读者已经能够初步把 HLM 技术应用于自己的研究实际，当然，熟练使用 HLM 处理数据资料以及建构一些复杂的分析模型，不仅要求对研究内容要有深厚的理论基础，还要对多层分析的理论和技术有相当的了解，这已经超出了本书的范围，请希望深入学习的读者参考其他资料。

参 考 文 献

- Barnett, R. C., Brennan, R. T., Raudenbush, S. W., & Marshall, N. L. (1993). Gender and the relationship between marital role-quality and psychological distress: A study of dual-earner couples. *Journal of Personality and Social Psychology*, 64, 794 - 806.
- Bock, R. (1975). *Multivariate Statistical Methods in Behavioral Research*. New York: McGraw-Hill.
- Breslow, N. & Clayton, D. (1993). Approximate inference in generalized linear mixed models. *Journal of the American Statistical Association*, 88, 9 - 25.
- Bryk, A. & Raudenbush, S. W. (1992). *Hierarchical Linear Models for Social and Behavioral Research: Applications and Data Analysis Methods*. Newbury Park, CA: Sage.
- Dempster, A., Laird, N., & Rubin, D. (1977). Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B* (39), 1 - 8.
- Elliot, D., Huizinga, D., & Menard, S. (1989). *Multiple Problem Youth: Delinquency, Substance Use, and Mental Health Problems*. New York: Springer-Verlag.
- Goldstein, H. (1991). Non-linear multilevel models with an application to discrete response data. *Biometrika*, 78, 45 - 51.

- Hedeker, D. & Gibbons, R. (1994). A random-effects ordinal regression model for multilevel analysis. *Biometrics*, pp. 933 – 944.
- Jennrich, R. & Schluchter, M. (1986). Unbalanced repeated-measures models with structured covariance matrices. *Biometrics*, 42, 805 – 820.
- Little, R. J. & Schenker, N. (1995). Missing data. In G. Arminger, C. C. Clogg & M. E. Sobel (Eds.), *Handbook of Statistical Modeling for the Social and Behavioral Sciences* (pp.39 – 76). New York: Plenum Press.
- Little, R. & Rubin, D. (1987). *Statistical analysis with missing data*. New York: Wiley.
- Longford, N. (1993). *Random Coefficient Models*. Oxford: Clarendon Press.
- McBride-Chang, C., Wagner, R., & Chang, L. (1997). Growth modeling of phonological awareness. *Journal of educational psychology*, 89, 621 – 630.
- McCullagh, P. & Nelder, J. (1989). *Generalized Linear Models, 2nd Edition*. London: Chapman and Hill.
- Raudenbush, S. W. (1999). Hierarchical models. In S. Kotz (Ed.), *Encyclopedia of Statistical Sciences, Update Volume 3* (pp.318 – 323). New York: John Wiley & Sons, Inc.
- Raudenbush, S. W. & Sampson, R. (1999). Assessing direct and indirect associations in multilevel designs with latent variables. *Sociological Methods and Research*.
- Raudenbush, S. & Bhumirat, C. (1992). The distribution of resources for primary education and its consequences for educational achievement in Thailand. *International Journal of Educational Research*, pp. 143 – 164.
- Rodriguez, G. & Goldman, N. (1995). An assessment of estimation procedures for multilevel models with binary responses. *Journal of the royal Statistical Society, A*, 158, 73 – 89.
- Rogers, A., & et al. (1992). *National Assessment of Educational Progress: 1990 Secondary-use Data Files User Guide*. Princeton, New Jersey: Educational Testing Service.
- Rowan, B., Raudenbush, S., & Cheong, Y. (1993). Teaching as a non-routine

- task: Implications for the organizational design of schools. *Educational Administration Quarterly*, 29 (4), 479 – 500.
- Rowan, R., Raudenbush, & Kang, S. (1991). Organizational design in high schools: A multilevel analysis. *American Journal of Education*, 99 (2), 238 – 266.
- Rubin, D. (1987). *Multiple Imputation for Nonresponse in Surveys*. New York: Wiley.
- Schafer, J. (1997). *Analysis of Incomplete Multivariate Data*. London: Chapman & Hall.
- Schall, R. (1991). Estimation in generalized linear models with random effects. *Biometrika*, 40, 719 – 727.
- Stiratelli, R., Laird, N., & Ware, J. (1984). Random effects models for serial observations with binary response. *Biometrics*, 40, 961 – 971.
- Wong, G. & Mason, W. (1985). The hierarchical logistic regression model for multilevel analysis. *Journal of the American Statistical Association*, 80 (391), 513 – 524.
- Yang, M. (1995). *A simulation study for the assessment of the non-linear hierarchical model estimation via approximate maximum likelihood*. Unpublished apprenticeship paper, College of Education, Michigan State University.
- Yang, M. L. (1998). *Increasing the efficiency in estimating multilevel Bernoulli models* [Diss], East Lansing, MI: Michigan State University.
- Zeger, S. & Liang, L. (1986). Longitudinal data analysis using generalized linear models. *Biometrika*, 73, 13 – 22.
- Zeger, S., Liang, K. Y., & Albert, P. (1988). Models for longitudinal data: A likelihood approach. *Biometrics*, 44, 1049 – 60.